T.C.
İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ-CERRAHPAŞA
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

DOKTORA TEZİ

ZAMAN-TANIM ALANINDA OPTİMUM AYARLI KÜTLE SÖNÜMLEYİCİSİ TASARIMINA YÖNELİK MAKİNE ÖĞRENMESİ TABANLI TAHMİN YÖNTEMİ

Melda YÜCEL

DANIŞMAN
Prof. Dr. Gebrail BEKDAŞ

İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı

İnşaat Mühendisliği Programı

İSTANBUL-2023

Bu çalışma, 15.02.2023 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı, İnşaat Mühendisliği Programında Doktora tezi olarak kabul edilmiştir.

Tez Jürisi

Prof. Dr. Gebrail BEKDAŞ(Danışman)
İstanbul Üniversitesi- Cerrahpaşa
Mühendislik Fakültesi

Prof. Dr. Sinan Melih NİĞDELİ
İstanbul Üniversitesi-Cerrahpaşa
Mühendislik Fakültesi

Doç. Dr. Ersin Namlı
İstanbul Üniversitesi-Cerrahpaşa
Mühendislik Fakültesi

Prof. Dr. Yusuf Cengiz TOKLU
Beykent Üniversitesi
Mühendislik-Mimarlık Fakültesi

Prof. Dr. Ümit IŞIKDAĞ
Mimar Sinan Güzel Sanatlar Üniversitesi
Enformatik Bölümü

20.04.2016 tarihli Resmi Gazete'de yayımlanan Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliğinin 9/2 ve 22/2 maddeleri gereğince; Bu Lisansüstü teze, İstanbul Üniversitesi-Cerrahpaşa'nın abonesi olduğu intihal yazılım programı kullanılarak Lisansüstü Eğitim Enstitüsü'nün belirlemiş olduğu ölçütlere uygun rapor alınmıştır.

Bu tez, 2211-C numaralı "TÜBİTAK Yurtiçi Öncelikli Alanlar Doktora Bursu" ile desteklenmiştir.

ÖNSÖZ

İnşaat ve yapı mühendisliğinin temel problemlerinden biri ve belki de en önemlisi yapıların, canlı yaşamının güvenilir bir şekilde sürdürülmesini sağlayacak şekilde yüksek dayanımlı, sağlam ve kullanışlı olmasını sağlamaktır. Bu bağlamda özellikle de deprem, tsunami vb. gibi son derece güçlü ve etkili olan dinamik etkenlere karşı çeşitli önlemler alınması ve böylece yapı hasarının olabildiğince minimize edilerek yapı içerisinde yer alan canlıların yaşamının mümkün olan en iyi şekilde korunması; aynı zamanda maddi kayıpların da en aza indirilebilmesi geçmişten günümüze ele alınması gereken çok önemli bir husustur. Bu bağlamda mevcut tez çalışmasında, yapılara etkiyen dinamik uyarımların etkin bir şekilde kontrol altına alınması konusunda oldukça başarılı olan pasif kontrol sistemleri içerisinde yer alan ayarlı kütle sönümleyicilerinin en uygun yani optimum bir biçimde tasarlanmasında optimizasyon ve makine öğrenmesi yöntemlerinden yararlanılmıştır. Tez çalışmamı gerçekleştirirken ve doktora eğitimim sırasında; lisansüstü eğitim ve öğrenimim süresince göstermiş olduğu her türlü destekten dolayı değerli hocam ve tez danışmanım Prof. Dr. Gebrail BEKDAŞ' a en içten dileklerimle teşekkür ederim. Bunun yanısıra tez çalışmalarım ve eğitimim kapsamındaki destek ve yardımlarından dolayı Prof. Dr. Sinan Melih NİĞDELİ' ye; her türlü sabır ve manevi desteklerinden dolayı annem Meryem YÜCEL, babam İrfan YÜCEL ve kardeşim Sevda YÜCEL ile sevgili hocalarım Doç. Dr. Ersin NAMLI ve Doç. Dr. Zülal AKBAY ARAMA' ya en içten dileklerimle teşekkür ederim. Son olarak söz konusu tez çalışmamı gerçekleştirme ve araştıma sürecimde TÜBİTAK kurumuna, 2211C-Yurt İçi Lisansüstü Burs Programı yoluyla "öncelikli alanlar" kapsamında sağlamış olduğu desteklerden dolayı teşekkürü bir borç bilirim.

Şubat 2023 Melda YÜCEL

İÇİNDEKİLER

Sayfa No

ÖNSÖZ ..... **iv**

İÇİNDEKİLER ..... **v**

ŞEKİL LİSTESİ ..... **viii**

TABLO LİSTESİ ..... **x**

SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ ..... **xii**

ÖZET ..... **xvii**

SUMMARY ..... **xix**

1. GİRİŞ **1**

2. KAVRAMSAL ÇERÇEVE **5**

2.1. YAPISAL KONTROL SİSTEMLERİ 5

2.1.1. Pasif Kontrol Sistemleri 5

2.1.1.1. Sismik/Taban İzolasyon Sistemleri 7

2.1.1.2. Pasif Titreşim/Enerji Sönümleyicileri 8

2.1.2. Aktif Kontrol Sistemleri 9

2.1.2.1. Aktif Ayarlı Kütle Sönümleyicisi (ATMD) 9

2.1.2.2. Aktif Rijitlik Değiştirme Sistemi (AVS) 10

2.1.2.3. Aktif Kuşaklama Sistemi (ABS) 10

2.1.3. Yarı Aktif Kontrol Sistemleri 11

2.1.4. Karma Kontrol Sistemleri 11

2.1.4.1. Karma Kütle Sönümleyiciler (HMD) 12

2.2. AYARLI KÜTLE SÖNÜMLEYİCİSİ (TMD) 12

2.2.1. TMD' lerin Tarihsel Gelişimi 13

2.2.2. Dünyadaki TMD Uygulamaları 17
2.3. OPTİMİZASYON VE METASEZGİSEL YÖNTEMLER 25
2.4. POPÜLASYON TABANLI METASEZGİSEL ALGORİTMALAR 27
2.4.1. Evrimsel Algoritmalar 27
2.4.2. Doğadan İlham Alan Algoritmalar 29
2.4.2.1. Sürü Zekasına Dayalı Algoritmalar 29
2.4.2.2. Fiziksel/Kimyasal Süreçler Yoluyla Geliştirilen Algoritmalar 33
2.4.2.3. Canlıların Yaşamsal Faaliyetlerinden İlham Alan Algoritmalar 35
2.4.2.4. İnsan ve Özelliklerine Bağlı Olarak Geliştirilen Algoritmalar 37
2.4.3. Metasezgisel Algoritmalarla Optimizasyon Uygulamaları 38
2.4.3.1. Yapı Mühendisliğindeki Bazı Uygulamalar 39
2.4.3.2. TMD' lere Yönelik Olarak Gerçekleştirilmiş Uygulamalar 42
2.5. MAKİNE ÖĞRENMESİ 46
2.5.1. Makine Öğrenmesindeki Gelişmeler ve Uygulamalar 47
2.5.2. Makine Öğrenmesi Türleri 51
2.5.2.1. Denetimli Öğrenme 52
2.5.2.2. Denetimsiz Öğrenme 52
2.5.2.3. Yarı Denetimli Öğrenme 53
2.5.2.4. Pekiştirmeli Öğrenme 53
2.5.3. Denetimli Öğrenmede Kullanılan Sayısal Tahminleme Teknikleri 54
2.5.3.1. Regresyon Modelleri 54
2.5.3.2. Destek Vektör Regresyonu (SVR) 55
2.5.3.3. Yapay Sinir Ağları (ANNs) 55
2.5.3.4. Karar Ağaçları 57
2.5.3.5. Topluluk Tabanlı Modeller 60
3. MALZEME VE YÖNTEM 63
3.1. YAPI SİSTEMİ VE TMD' YE AİT MEKANİK ÖZELLİKLER 63

3.2. TMD' NİN OPTİMUM TASARIMI.....66

3.2.1. Metasezgisel Algoritma ile Optimizasyon Probleminin Tasarımı 67

3.3. ANNs İLE YAPAY ZEKÂ TABANLI TAHMİN MODELİ GELİŞTİRME 72

3.3.1. Tahminleme Sürecine Yönelik ANNs Eğitimi.....73

3.3.2. Tahmin Performansı ve Hata Ölçme İçin İstatistiksel Metrikler 74

4. BULGULAR.....78

4.1. TEST YAPILARINA YÖNELİK TAHMİN SONUÇLARI 80

4.1.1. Temel Veriseti İçin ANNs Tahminleri ile Optimum FPA Sonuçlarının Karşılaştırılması.....80

4.1.2. Yeni Test Yapıları İçin Elde Edilen ANNs Tahminlerinin Optimum Değerler Açısından Performansı 80

4.2. ANNs TAHMİNLERİ İLE TMD PARAMETRELERİNİ BELİRLEMEDE KULLANILACAK FORMÜLASYONLARIN GELİŞTİRİLMESİ.....83

4.2.1. Test Yapıları İçin Mevcut Denklemler ve ANNs Formülasyonları ile Belirlenen Optimum Parametrelerin Kıyaslanması.....91

4.2.1.1. Test Edilen SDOF Yapılar.....91

4.2.1.2. Test Edilen MDOF Yapılar.....94

5. TARTIŞMA VE SONUÇ 104

KAYNAKLAR.....108

EKLER.....125

EK-1. Optimizasyon Verisi Yoluyla Elde Edilen Temel Veriseti (1. Model).....125

EK-2. Optimizasyon Verisi Yoluyla Elde Edilen Temel Veriseti (2. Model).....129

EK-3. 1. Model İçin ANNs Eğitim Sonuçları 134

EK-4. 2. Model İçin ANNs Eğitim Sonuçları 140

ÖZGEÇMİŞ.....147

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa No

Şekil 2.1: Yapısal kontrol sistemlerinin işleyiş mekanizması; pasif kontrol (a), aktif kontrol (b) ve yarıaktif kontrol (c) (Symans ve Constantinou, 1999) 6
Şekil 2.2: Sismik taban izolasyonunda kullanılan bazı izolatör çeşitleri 8
Şekil 2.3: Pasif titreşim/enerji sönümleme sistemlerinden bazıları 9
Şekil 2.4: Aktif rijitlik değiştirme sisteminin şematik görünümü (Öztürk, 2007) 10
Şekil 2.5: Taipei 101 Binası (a) ve kullanılan TMD' nin konumu ile yapısı (Gaspar, 2017) (b) 18
Şekil 2.6: Millenium Köprüsü (a) ve güverte altına yerleştirilen TMD' lerin konumu ile yapısı (b) 19
Şekil 2.7: LAX Tema Binası (a) ve TMD yerleşiminin boy kesit görünümü (Gilani ve diğ., 2012) (b) 19
Şekil 2.8: Princess Tower 20
Şekil 2.9: Soldier Field stadyumu (a) ve tribünün konsol kısımlarına yerleştirilen TMD' ler (Burns ve McLean, 2006) (b) 21
Şekil 2.10: Kessock Köprüsü (Morris, 2014) (a) ve köprüye yerleştirilen yeni TMD (b) 21
Şekil 2.11: Capital Gate Tower (González, 2018) 22
Şekil 2.12: Chao Phraya Köprüsü 22
Şekil 2.13: Shinjuku Mitsui Binası (a) ile TMD' nin konumu ve ayrıntısı (Mitsui Fudosan Co. Ltd. & Kajima Corporation, 2013) (b) 23
Şekil 2.14: 53 West 53 MoMA Kulesi 24
Şekil 2.15: Meydan Hipodromu (a) ve kullanılan TMD' lerin yerleşimi (Taylor, W., 2020) (b) 24
Şekil 2.16: Şangay Kulesi (Rosenfield, 2013) (a) ile yapıya yerleştirilen TMD (üst) ve sönümleme mekanizması (alt) (Haskett ve Smith, 2017; Lee ve diğ., 2019) (b) 25
Şekil 2.17: Sürü zekâsına dayalı algoritmaların geliştirilmesinde esinlinilen bazı canlı sürüleri ve gerçekleştirdikleri topluluk stratejisi 30
Şekil 2.18: Tozlaşma türlerinin gerçekleşme mekanizmaları 36
Şekil 2.19: Temel pekiştirmeli öğrenme senaryosu 54
Şekil 2.20: Gerçek bir nöron modeli ve modelin ANNs' lere yönelik yapay bir nöron mekanizması olarak ifade edilmesini sağlayan bir tür simülasyonu 56
Şekil 2.21: Bagging yöntemiyle bir tahminleme sürecinin nasıl gerçekleştirildiğine dair görsel bir şema (Yucel ve diğ., 2019) 62
Şekil 3.1: Tek serbestlik dereceli (sdof) yapı sistemi ve TMD' nin mekanik parametreleri (Yucel ve diğ., 2019) 64
Şekil 3.2: En üst katında bir TMD bulunan mdof yapı sistemi (Yucel ve diğ., 2019) .. 65
Şekil 4.1: TMD optimizasyonu için makine öğrenmesi tabanlı tahmini modelinin geliştirilmesinde uygulanan süreçler 79

Şekil 4.2: Optimum TMD periyodu için ANNs tahminlerinin kütle oranına bağlı değişimi (1. model) 84
Şekil 4.3: Optimum TMD sönüm oranı için ANNs tahminlerinin kütle oranına bağlı değişimi (1. model) 85
Şekil 4.4: Optimum sönüm oranı için eğri uydurma yöntemiyle elde edilen formülasyonlar (1. model)..... 85
Şekil 4.5: Optimum frekans oranı için ANNs tahminlerinin kütle oranına bağlı değişimi (1. model) 86
Şekil 4.6: Optimum frekans oranı için eğri uydurma yöntemiyle elde edilen formülasyonlar (1. model)..... 86
Şekil 4.7: ANNs tarafından belirlenen optimum TMD periyodu ile kütle oranı ilişkisi (2. model)..... 88
Şekil 4.8: ANNs tarafından belirlenen optimum TMD sönüm oranı ile kütle oranı ilişkisi (2. model)..... 88
Şekil 4.9: Eğri uydurma yöntemiyle optimum sönüm oranı için geliştirilmiş formülasyonlar (2. model)..... 89
Şekil 4.10: ANNs tarafından belirlenen optimum TMD frekans oranı ile kütle oranı ilişkisi (2. model)..... 89
Şekil 4.11: Eğri uydurma yöntemiyle optimum frekans oranı için geliştirilmiş formülasyonlar (2. model)..... 90
Şekil 4.12: 10 katlı yapı modeli açısından ivme transfer fonksiyonu değerlerinin 1. kata yönelik olarak kıyaslanması (μ=0.03 ξ_s=0.05) (1. model)..... 98
Şekil 4.13: 10 katlı yapı modeli açısından ivme transfer fonksiyonu değerlerinin 1. kata yönelik olarak kıyaslanması (μ=0.1 ξ_s=0.05) (1. model)..... 98
Şekil 4.14: 10 katlı yapı modeli açısından ivme transfer fonksiyonu değerlerinin 1. kata yönelik olarak kıyaslanması (μ=0.03 ξ_s=0.05) (2. model)..... 99
Şekil 4.15: 10 katlı yapı modeli açısından ivme transfer fonksiyonu değerlerinin 1. kata yönelik olarak kıyaslanması (μ=0.1 ξ_s=0.05) (2. model)..... 99
Şekil 4.16: 40 katlı yapı modeli açısından ivme transfer fonksiyonu değerlerinin 1. kata yönelik olarak kıyaslanması (μ=0.03 ξ_s=0.05) (1. model)..... 102
Şekil 4.17: 40 katlı yapı modeli açısından ivme transfer fonksiyonu değerlerinin 1. kata yönelik olarak kıyaslanması (μ=0.1 ξ_s=0.05) (1. model)..... 102
Şekil 4.18: 40 katlı yapı modeli açısından ivme transfer fonksiyonu değerlerinin 1. kata yönelik olarak kıyaslanması (μ=0.03 ξ_s=0.05) (2. model)..... 103
Şekil 4.19: 40 katlı yapı modeli açısından ivme transfer fonksiyonu değerlerinin 1. kata yönelik olarak kıyaslanması (μ=0.1 ξ_s=0.05) (2. model)..... 103

TABLO LİSTESİ

Sayfa No

Tablo 2.1: Makine öğrenmesi uygulamalarındaki önemli tarihsel noktalar ve kronolojik bir özet 48
Tablo 2.2: Makine öğrenmesi uygulamaları 50
Tablo 3.1: Ana yapı ve TMD' ye ait mekanik parametreler ile dinamik hareket bileşenleri 63
Tablo 3.2: Optimizasyonda ele alınan yapı periyodu, sönüm oranı ve kütle oranı değerleri 67
Tablo 3.3: Çiçek tozlaşma algoritmasına ait sözde kod 70
Tablo 3.4: Temel tahmin modelinin eğitiminde kullanılan veri setine ait özellikler 73
Tablo 3.5: Tahmin sürecinde korelasyon gücünü belirlemeyi sağlayan değer aralıkları (Mukaka, 2012) 75
Tablo 3.6: MAPE değerlerinin tahmin performansı açısından değerlendirilmesi (Lewis, 1982) 76
Tablo 3.7: Korelasyon katsayısı ile hata metriklerinin hesaplanabilmesi için kullanılan formüller 77
Tablo 4.1: Tahmin edilen parametre değerlerinin optimum sonuçlara göre sahip olduğu hata miktarları 80
Tablo 4.2: Test yapıları için elde edilen optimizasyon sonuçları 81
Tablo 4.3: ANNs tahminleri ile FPA sonuçlarının kıyaslaması (1. model) 81
Tablo 4.4: ANNs tahminleri ile FPA sonuçlarının kıyaslaması (2. model) 82
Tablo 4.5: Optimum TMD parametrelerinin incelenmesi doğrultusunda ele alınan literatür denklemleri 91
Tablo 4.6: Test yapıları için ANNs formülasyonları ve mevcut denklemlerle belirlenen optimum sönüm oranları (1. model) 92
Tablo 4.7: Test yapıları için ANNs formülasyonları ve mevcut denklemlerle belirlenen optimum frekans oranları (1. model) 92
Tablo 4.8: Test yapıları için ANNs formülasyonları ve mevcut denklemlerle belirlenen minimum kritik deplasman değerleri (1. model) 92
Tablo 4.9: Test yapıları için ANNs formülasyonları ve mevcut denklemlerle belirlenen optimum sönüm oranları (2. model) 93
Tablo 4.10: Test yapıları için ANNs formülasyonları ve mevcut denklemlerle belirlenen optimum frekans oranları (2. model) 93
Tablo 4.11: Test yapıları için ANNs formülasyonları ve mevcut denklemlerle belirlenen minimum kritik deplasman değerleri (2. model) 93
Tablo 4.12: Uygulamalarda kullanılmış olan tarihsel deprem kayıtları (FEMA P-695, 2009) 95
Tablo 4.13: TMD bulunan 10 katlı yapı için ANNs formülasyonlarının değerlendirilmesi (μ=0.03; ξ_s=0.05) (1. model). 96
Tablo 4.14: TMD bulunan 10 katlı yapı için ANNs formülasyonlarının değerlendirilmesi (μ=0.1; ξ_s=0.05) (1. model) 97
Tablo 4.15: TMD bulunan 10 katlı yapı için ANNs formülasyonlarının değerlendirilmesi (μ=0.03; ξ_s=0.05) (2. model) 97
Tablo 4.16: TMD bulunan 10 katlı yapı için ANNs formülasyonlarının değerlendirilmesi (μ=0.1; ξ_s=0.05) (2. model) 97

Tablo 4.17: TMD bulunan 40 katlı yapı için ANNs formülasyonlarının değerlendirilmesi (μ=0.03; ξ_s=0.05) (1. model). 100
Tablo 4.18: TMD bulunan 40 katlı yapı için ANNs formülasyonlarının değerlendirilmesi (μ=0.1; ξ_s=0.05) (1. model) 100
Tablo 4.19: TMD bulunan 40 katlı yapı için ANNs formülasyonlarının değerlendirilmesi (μ=0.03; ξ_s=0.05) (2. model) 101
Tablo 4.20: TMD bulunan 40 katlı yapı için ANNs formülasyonlarının değerlendirilmesi (μ=0.1; ξ_s=0.05) (2. model) 101

SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ

Simgeler	Açıklama
Γ_i	: Sadek ve diğ. (1997) yöntemine ait bir katsayı
$\boldsymbol{\phi_i}$	: *i.* Mod şekli
$\emptyset$	: Sinüs Dalgasının Faz Açısı
AV	: Aday Çiçek Vektörleri
BM	: Başlangıç Çözüm Matrisi
C	: Sönüm Matrisi
c	: Yapının Sönüm Değeri
$\mathbf{c_d}$	: TMD Sönüm Değeri
$\mathbf{CO_2}$	: Karbondioksit
CR	: Çaprazlama Sabiti
$\boldsymbol{f(z)}$	: Yapay Sinir Ağı Aktivasyon Fonksiyonu
F	: Ağırlıklandırma Ölçeği
f	: Gerçek Değerli Bir Fonksiyon
$\mathbf{f_d}$	: TMD Frekansı
$\mathbf{f_{opt}}$	: Optimum Frekans Oranı
$\mathbf{f_s}$	: Yapı Frekansı
K	: Rijitlik Matrisi
k	: Yapı Rijitliği
$\mathbf{k_d}$	: TMD Rijitliği
M	: Kütle Matrisi
m	: Yapı Kütlesi
$\mathbf{m_d}$	: TMD Kütlesi
N	: Mdof Yapı Sisteminin Toplam Serbestlik Derecesi
$\boldsymbol{n}$	: Tasarım Değişkeni Sayısı
$\boldsymbol{nf}$	: Popülasyon/Çiçek Sayısı
P	: Sinüs Dalgasının Genliği
$\boldsymbol{P_i}$	: *i.* Örneğin Tahmin Edilen Değeri
R	: Korelasyon katsayısı
$\mathbf{R^2}$	: Determinasyon Katsayısı
$\boldsymbol{R_i}$	: *i.* Örneğin Gerçek Değeri
$\boldsymbol{s}$	: Toplam Veri Örneği Sayısı

t	: Dinamik Hareketin Gerçekleştiği Zaman Adımı
$\boldsymbol{T_d}$	: TMD Periyodu
$\boldsymbol{T_s}$	: Yapının Doğal Periyodu
$\mathbf{V_i}$	: X_i konumundaki hız
w	: Bağlantı Ağırlığı
$\boldsymbol{X_{i,eniyi}}$	: Amaç Fonksiyonunu Minimum/Maksimum Yapan Çözüm
$\boldsymbol{X_{i,j}}$	: *i*. Tasarım Parametresi İçin *j*. Çözüm Değeri/Aday Değişkeni
$\boldsymbol{X_{i,k}}$	: *i*. Tasarım Parametresi İçin Rastgele Seçilen *k*. Çözüm Değeri
$\boldsymbol{X_{i,m}}$	: *i*. Tasarım Parametresi İçin Rastgele Seçilen *m*. Çözüm Değeri
$\boldsymbol{X_{i,yeni}}$	: Her Bir Aday Çözümün *i*. Tasarım Parametresi İçin Güncellenmiş Değeri
$\boldsymbol{x}$	: Tahminleyici/Girdi Değişkeni
$\dot{\mathbf{x}}$	: Yapısal Hız
$\dot{\mathbf{X}}$	: Yapısal Hız Vektörü
$\ddot{\mathbf{x}}$	: Yapısal İvme
$\ddot{\mathbf{X}}$	: Yapısal İvme Vektörü
x	: Yapısal Yer Değiştirme/Deplasman
X	: Yapısal Yer Değiştirme/Deplasman Vektörü
$\mathbf{X_1}$	: Yapının Yere Göre Birinci Kat Yatay Deplasmanı
$\mathbf{X_{1,sdof}}$	: TMD bulunmadığı durumda yapıda oluşan en büyük deplasman
$\mathbf{X_{10}}$	: Yapının Yere Göre Onuncu Kat Yatay Deplasmanı
$\mathbf{X_{2,sdof}}$	: TMD yerleştirilen yapı için oluşan en büyük deplasman değeri
$\mathbf{X_{2,TMD}}$	: TMD bulunan yapıda TMD için meydana gelen en büyük deplasman değeri
$\mathbf{X_{40}}$	: Yapının Yere Göre Kırkıncı Kat Yatay Deplasmanı
$\boldsymbol{X_{alt\ limit}}$	: Her Bir Tasarım Parametresi İçin Minimum Sınır Değeri
$\dot{\mathbf{x}}_\mathbf{d}$	: TMD' nin Hızı
$\ddot{\mathbf{x}}_\mathbf{d}$	: TMD' nin İvmesi
$\mathbf{x_d}$	: TMD' nin Yere Göre Yatay Deplasmanı/Yer Değiştirmesi
$\ddot{\boldsymbol{x}}_\boldsymbol{g}$	: Deprem (Yer) İvmesi
$\mathbf{X_i}$	: Yarasanın Konumu
$\boldsymbol{X_{max}}$	: Kritik Değerli/Maksimum Yer Değiştirme
$\boldsymbol{X_{üst\ limit}}$	: Her Bir Tasarım Parametresi İçin Maksimum Sınır Değeri
$\boldsymbol{y}$	: Yanıt/Çıktı Değişkeni
$\boldsymbol{z}$	: ANNs' deki Ardışık İki Katman Arasında Hesaplanan Toplam Değeri
$\boldsymbol{\alpha}$	: Gri kurt sürüsüne ait hiyerarşideki alfa kurdu/baş lider

β : Gri kurt sürüsüne ait hiyerarşideki beta kurdu/yardımcı

β_0 : Sabit Regresyon Katsayısı

β_1 : Bağımsız Değişkenin Bağımlı Değişkeni Etkileme Derecesi

δ : Gri kurt sürüsüne ait hiyerarşideki delta kurdu/ bilgi aktarımı sağlayan

ε : Kayıp Fonksiyonu

μ : Kütle Oranı

ξ_d : TMD Sönüm Oranı

$\xi_{d,opt}$: TMD İçin Optimum Sönüm Oranı

ξ_s : Yapının İçsel Sönüm Oranı

ω : Gri kurt sürüsündeki diğer kurtlar

ω_d : TMD' nin Açısal Frekansı

$\omega_{d,opt}$: TMD İçin Optimum Açısal Frekans

ω_s : Yapının Doğal Açısal Frekansı

sp : Anahtar Olasılığı/Arama Değişimi

Kısaltmalar	**Açıklama**
AAA	: Artificial Algae Algorithm
ABC	: Artificial Bee Colony
ABD	: Amerika Birleşik Devletleri
ABS	: Active Bracing System
ACCS	: Artificial Coronary Circulation System
ACO	: Ant Colony Optimization
ADS	: Adaptive Dimensional Search
AFSA	: Artificial Fish Swarm Algorithm
AI	: Artificial Intelligence
ANNs	: Artificial Neural Networks
APO	: Artificial Physics Optimization
ATMD	: Active Tuned Mass Damper
AV	: Aday Vektör
AVS	: Active Variable Stiffness
BA	: Bat Algorithm
BAE	: Birleşik Arap Emirlikleri
BB-BC	: Big Bang-Big Crunch
BBO	: Biogeography-based optimization

BH : Blackhole Algorithm
BOA : Butterfly Optimization Algorithm
BSA : Backtracking Search Algorithm
CART : Classification and Regression Trees
CBO : Colliding Bodies Optimization
CFRP : Carbon Fiber Reinforced Polymer
CHAID : Chi-Square Automatic Interaction Detection
CMO : Centre of Mass Optimization
CRO : Coral Reef Optimization
CS : Cuckoo Search
CSA : Crow Search Algorithm
CSP : Chaotic Swarming of Particles
CSS : Charged System Search
CTMD : Coupled Tuned Mass Damper
DE : Diferansiyel Evrim/Differential Evolution
DNA : Deoksiribo Nükleik Asit/Deoxyribonucleic Acid
FA : Firefly Algorithm
FEMA : Quantification of Building Seismic Performance Factors
FPA : Flower Pollination Algorithm
GA : Genetik Algoritma/Genetic Algorithm
GEO : Golden Eagle Optimization
GOA : Grasshopper Optimization Algorithm
GPS : Global Positioning System
GSA : Gravitational Search Aalgorithm
GWO : Grey Wolf Optimization
HIS : Habitat Suitability Index
HMD : Hybrid Mass Damper
HS : Harmony Search
ID.3 : Iterative Dichotomiser 3
IEEE : Institue of Electrical nd Electronics Engineers
IQ : Intelligence Quotient
IWO : Invasive Weed Optimization
JA : Jaya Algorithm/Jaya Algoritması
LAX : Los Angeles International Airport

LCA : League Champion Algorithm
MAE : Mean Absolute Error
MAPE : Mean Absolute Percentage Error
MDOF : Multi Degree of Freedom
MLP : Multilayer Perceptrons
MN : Mega Newton
MR : Manyetoreolojik
MSE : Mean Squared Error
MTMD : Multiple Tuned Mass Damper
PSO : Particle Swarm Optimization
RMSE : Root Mean Squared Error
SA : Simulated Annealing
SAR : Search and Rescue Optimization Algorithm
SDOF : Single Degree of Freedom
SGA : Search Group Algorithm
SOS : Symbiotic Organisms Search
SPRINT : Scalable, Parallelizable Induction of Decision Trees
SSO : Swallow Swarm Optimization
SVM : Support Vector Machine
SVR : Support Vector Regression
TLBO : Teach-Learn Based Optimization
TLCD : Tuned Liquid Column Damper
TLD : Tuned Liquid Damper
TMD : Tuned Mass Damper
TSA : Tree-Seed Algortihm
TSD : Tuned Sloshing Damper
UK : United Kingdom
US : United States
USA : United States of America
VPS : Vibrating Particles System
WCA : Water Cycle Algorithm
WOA : Whale Optimization Algorithm
YSA : Yapay Sinir Ağı

ÖZET

ZAMAN-TANIM ALANINDA OPTİMUM AYARLI KÜTLE SÖNÜMLEYİCİSİ TASARIMINA YÖNELİK MAKİNE ÖĞRENMESİ TABANLI TAHMİN MODELİ

DOKTORA TEZİ

Melda YÜCEL

İstanbul Üniversitesi-Cerrahpaşa

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü

İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman : Prof. Dr. Gebrail BEKDAŞ

İnşaat ve bilhassa yapı mühendisliğinde var olan en temel mühendislik problemlerinden biri herhangi bir yapısal tasarımın (televizyon kuleleri, iş merkezleri, okul ve hastane binaları, alışveriş merkezleri vb.) özellikle deprem, kuvvetli su dalgaları ve rüzgâr, araç trafiği, yüksek ses vb. gibi çeşitli dinamik kuvvetlerin etkisiyle hasar almasına ve bu doğrultuda oluşabilecek çökme, göçme gibi nedenlerden kaynaklı olarak içerisinde bulunan canlı varlıkların zarar görmesine neden olabilecek salınım/titreşim hareketlerinin ve bu faktörler sebebiyle meydana gelecek yapısal tepkilerin (yer değiştirme, ivme, hız vb.) azaltılarak dengelenmesi ve hatta tamamen sönümlenmesidir. Bu bağlamda mevcut tez çalışmasında, yapılara etkiyen titreşim kuvvetlerinin sönümlenmesi amacıyla yararlanılan pasif kontrol sistemlerinden biri olan ayarlı kütle sönümleyicilerinin (TMD) söz konusu hedeflere yönelik olarak en doğru ve uygun diğer bir deyişle optimum tasarımının elde edilebilmesi için özellikle günümüzde çok sık bir şekilde ve birçok bilimsel alanda tercih edilen optimizasyon yöntemlerinden olan; canlıların bazı genetik özelliklerinin yanısıra doğal yaşamda hayatlarını sürdürmelerini sağlayan avlanma, beslenme, türdeşleriyle haberleşme vb. gibi faaliyetler, çeşitli kimyasal ve fiziksel süreçlerin oluşum mekanizmaları veya hafızaya dayalı yeteneklerden yola çıkılarak tasarlanmış olan metasezgisel algoritmalardan yararlanılmıştır. Bu sayede istenen titreşim ve salınım sönümleme etkisi elde edilerek bu gibi dinamik etkilere maruz kalan mevcut yapıların

görebileceği hasarın en aza indirilmesiyle içerisinde yaşayan canlıların da can güvenliği sağlanabilmektedir.

Bununla birlikte tasarımın istenilen optimallik koşullarını sağlaması amacıyla yararlanılan söz konusu metasezgisel algoritmalar, en uygun ve güvenli tasarımın ortaya çıkarılması sürecinde yinelemeli ve genellikle uzun süreler gerektiren analiz safhalarına ihtiyaç duymaktadır. Bu olumsuzluğun giderilmesi içinse gelişmiş ve son derece hızlı işlemler yapabilen tekniklere sahip olan teknolojilerden biri olan yapay zekâ ve makine öğrenmesi alanından faydalanılmıştır. Bu doğrultuda çok sayıda ve çeşitli tasarıma yönelik olarak birden çok aşama gerektirmesinin yanı sıra zaman ve dolayısıyla maliyet kaybına neden olabilecek optimizasyon süreçlerine destek olabilecek daha hızlı ve performansı ölçülebilir, ve aynı zamanda kontrol edilebilir olması nedeni ile de doğru sonuçlar verebilmesinden dolayı makine öğrenmesi teknikleri faydalı olmaktadır. Mevcut tez çalışmasında gerçekleştirilecek uygulamaların temel amacı ise zaman-tanım alanında çeşitli yapı modellerine yönelik olarak hem optimum ayarlı kütle sönümleyicisi tasarımlarının elde edilmesi hem de bu tasarımlar yoluyla öğrenme sürecinin gerçekleştirilerek farklı yapı tasarımları için gerekli sönümleyici parametrelerinin belirlenmesinde direkt olarak kullanılabilecek bir yapay zeka ve makine öğrenmesi tabanlı tahmin modelinin oluşturulması olarak belirlenmiştir. Bu bağlamda sözkonusu yapısal tasarım problemine yönelik olarak geliştirilen bu gibi son derece gelişmiş, akıllı ve esnek/uyarlanabilir karar verme modeli sayesinde gerekli optimizasyon süreçleriyle koordine bir şekilde çalışabilme, hedef alınan farklı tasarım modelleri için ihtiyaç olan çabanın, tasarım safhalarının ve dolayısıyla da maliyetin en aza indirilmesini sağlayabilme, ayrıca son derece doğru ölçümleme ve tahminleme yapabilme ve gerektiğinde müdahale edilebilme gibi amaçların gerçekleştirilmesi mümkün hale gelmiştir.

Şubat 2023, 175 sayfa.

Anahtar kelimeler: Ayarlı kütle sönümleyicisi (TMD), metasezgisel algoritmalar, yapay sinir ağları (YSA), makine öğrenmesi, sismik kontrol.

SUMMARY

MACHINE LEARNING BASED PREDICTION MODEL FOR OPTIMUM DESIGN OF TUNED MASS DAMPER IN TIME-HISTORY DOMAIN

Ph.D. THESIS

Melda YÜCEL

İstanbul University-Cerrahpaşa

Institute of Graduate Studies

Department of Civil Engineering

Supervisor : Prof. Dr. Gebrail BEKDAŞ

In civil and especially structural engineering, one of the most basic engineering problems existing is balancing by decreased, and even completely damping of vibration/oscillation motions, which cause to be damaged to any structural design (television towers, business centers, school, and hospital buildings, shopping malls, etc.) with the effect of various dynamic forces like powerful water waves together with wind, vehicular traffic, high sound, especially earthquake, and to hurt of alives due to some reasons like collapse, slump, etc. may be arisen in this direction, together with structural responses (displacement, acceleration, velocity, etc.), which will occur owing to these factors. Within this context, in the present thesis study, to may obtain the most correct and suitable intended for the mentioned targets, in other words, optimum design of tuned mass damper (TMD), which is one of the passive controlling systems benefited with the aim of damping of vibration forces effected to structures, metaheuristic algorithms are benefited that one of the optimization techniques preferred in several scientific fields and frequently in especially nowadays; and are designed based on the activities of alives such as hunting, feeding, communication with congeners, which provide to survive in natural life, besides some genetical properties of them, the formation mechanism of various chemical and physical processes, or capabilities depending on memory. By this means, life safety also can be

provided of alives through the minimization of the damage, which can be subjected by the current structures exposed to such dynamical effects, by obtaining the desired damping effect for vibration and oscillation.

Nevertheless, the mentioned metaheuristic algorithms, which are benefited in order to ensure of the wished optimality conditions, need to analysis stages, which are required iterative and generally long times in the process of the consisting of the most proper and safe design. To eliminate this negation, benefited from the field of artificial intelligence and machine learning, which are some of the technologies that possess advanced techniques that can make extremely speed operations. In this direction, machine learning techniques are helpful due to that are quicker and measurable of performance, can support to optimization processes, which cause to loss of time and cost, together with require more than one analysis intended for numerous and various design, and can give correct results by the reason of controllable, too. The main purpose of the applications, which will be realized in the current thesis study, is determined as both obtaining optimum tuned mass damper designs intended for various structure models in the time domain and the creation of a prediction model artificial intelligence, and machine learning-based, which can be used directly for determination of the required damper parameters for different structural designs by realizing of the learning process with these designs. In this sense, the aims such as work together with the required optimization processes coordinately, providing minimization of needed effort, design phases, and accordingly cost for different design models targeted, make extremely correct measurement and prediction, and interfere in case of need became possible through such extremely advanced, smart and flexible/adaptive decision-making model, which is developed intended for the mentioned structural design problem.

February 2023, 175 pages.

Keywords: Tuned-mass damper (TMD), metaheuristic algorithms, artificial neural networks (ANNs), machine learning, seismic control.

1. GİRİŞ

Mühendislik alanının en temel amacı var olan herhangi bir probleme karşı çözüm getirebilmektir. Ancak bilinmektedir ki bir probleme yönelik olarak çok farklı bakış açıları geliştirilebilir ve bu bağlamda çeşitli çözüm yöntemleri uygulanarak birden fazla alternatif çıkış yolu elde edilebilir. Bu duruma bir örnek vermek gerekirse bir şehirde su dağıtımının gerçekleştirilmesi amacıyla kurulacak şebeke hattı için farklı güzergâhlar üzerinden ilerlenip çeşitli çaplara ve malzeme kalitesine sahip borular döşenerek farklı modellerde dağıtım isaleleleri planlanabilecekken; bir yapının kurulacağı alanın sahip olduğu zemin özelliklerinin anlaşılması ve bu doğrultuda gerekli dayanımın sağlanabilmesi için gerçekleştirilecek sondaj işlemleri doğrultusunda farklı konumlarda ve sayıda kuyu açılabilmektedir. Burada önemli olan husus şudur: hangi alternatif yol istenen tasarım hedeflerini gerçekleştirmeye daha yakın ve uygun, tasarım ve uygulamada gerekli olan çaba ve süreç bakımından daha verimli, ayrıca ortaya çıkacak maliyet açısından da daha ekonomik bir sonuç oluşturmaya yöneliktir. Bu anlamda seçilmesi gereken yolun her anlamda doğru bir şekilde değerlendirilerek istenen şartları sağlaması en uygun çözüm şeklidir. Bu ise var olan tüm seçenekler arasından hedeflenen tüm kıstaslar bakımından en verimli yani optimum olanını belirlemekle mümkün olabilir.

Bahsedildiği üzere birçok bilim alanının yanısıra tüm mühendislik alanlarında olduğu gibi yapı mühendisliği dalında da kiriş-kolon birleşim alanının güçlendirilmesi, yapısal olarak betonarme, çelik, kompozit, ahşap vb. gibi kombinasyonlarda oluşturulmuş kiriş, kolon, döşeme veya temel vb. gibi yapı elemanlarının sahip olduğu ağırlığın hafifletilmesi, gerekli yer değiştirme ve gerilme koşullarını sağlayan en uygun maliyete sahip kafes yapısının tasarlanması, bir yapıya yönelik kurulum maliyetinin düzenlenmesi gibi herhangi bir durum için optimum bir model oluşturmayı gerektiren birçok tasarım problemi vardır. Geçmişten günümüze değin bu gibi tasarım problemlerine yönelik olarak kullanılabilecek çeşitli optimizasyon yöntemleri bulunmasına karşın günümüzde daha çok metasezgisel yöntemler adı verilen çok sayıda farklı türü bulunan ve algoritmik bir yapıya sahip olan bir çözümleme tekniği kullanılmaktadır. Bu durumun başlıca sebeplerinden bazıları ise oluşturulacak tasarım için gerekli analiz safhalarının çok fazla olmasından dolayı ihtiyaç duyulan çalışma süresi ve

bilhassa da işgücü miktarının artması, söz konusu safhaların gerçekleştirildiği esnada yapılacak uygulamaların yeterince hızlı olmasıyla birlikte oluşturulan tasarım planının farklı ortamlarda da kullanılabilir yani uyarlanabilir olması gerekliliği ile harcanacak zamanın yanı sıra çabaya da bağlı olarak ortaya çıkabilecek maliyetlerin en düşük düzeyde olması sağlanacak şekilde dengelenmesi ve ekonomik olarak verimliliğin de oluşturulması şartıdır.

Gerçekleştirilecek olan mevcut tez çalışmasında ele alınacak optimizasyon problemi ise herhangi bir yapısal tasarım üzerinde son derece güçlü etkiler oluşturabilecek olan özellikle deprem gibi dinamik kuvvetlerden kaynaklı olarak oluşabilecek hasarlardan korunma amacı ile yararlanılan kontrol sistemlerinden biri olan ayarlı kütle sönümleyicilerinin (TMD) modellenmesidir. Bu bağlamda tezin 2. bölümünde farklı kontrol sistemlerinin tanıtımı ile genel özellikleri açıklanmıştır. Ardından tez çalışmasında ele alınacak mevcut kontrol sistemi olarak TMD' lerin geçmişten günümüze değin olan tarihsel yolculuğu hakkında bilgi aktarılacak olup dünyada çeşitli amaçlarla kullanılan TMD uygulamalarına dair kapsamlı bir bölüme yer verilmiştir. Bu bölümde ayrıca gerçekleştirilecek optimizasyon süreci için incelenen metasezgisel yöntemlerin farklı türleri hakkında ayrıntılı olarak bilgilendirme yapılacak olup ardından inşaat mühendisliği genelinde bu yöntemler ile ortaya konmuş birçok optimizasyon çalışması hakkında da bir literatür özeti sunulmuştur. Bunun yanısıra TMD' lerin kullanım alanları ve amaçlarına yönelik olarak geçmişten bugüne kadar gerçekleştirilmiş optimum tasarımların yer aldığı çalışmalara da yer verilmiştir. 2. bölümde yer verilecek son kısım yapay zeka teknolojisinin bir alt dalı olan makine öğrenmesidir. Bu bölümde makine öğrenmesi alanındaki çeşitli uygulamalardan bu uygulamalarda kullanılan çeşitli tekniklere kadar birçok ayrıntıya yer verilmiştir. Ayrıca bu bilimsel yaklaşım, mevcut tez çalışmasında oluşturulacak tasarımın ikinci safhasında yararlanılacak ve elde edilen tasarımlar yoluyla bir karar verme ve tahminleme sisteminin oluşturulmasını sağlayacak olan yöntemler olup bu süreç 3. bölümde gerçekleştirilmiştir. Bu yöntemler de tıpkı metasezgisel algoritmalarda olduğu gibi çok sayıda farklı türe sahiptir. Bu çalışmada ise yapay sinir ağlarının özel bir türü olan çok katmanlı ileri beslemeli ve geri yayılma algoritmasıyla eğitilen bir ağ modeli kullanılmıştır.

Mevcut çalışmada yapılacak uygulamaların temel amacı ise zaman-tanım alanında farklı yapı özelliklerine yönelik olarak hem optimum ayarlı kütle sönümleyicisi tasarımlarının elde edilmesi hem de bu tasarımlar yoluyla makine öğrenmesi sürecinin gerçekleştirilerek farklı

tasarımlara yönelik sönümleyici parametrelerinin belirlenmesinde direkt olarak kullanılabilecek bir yapay zeka tabanlı tahmin modelinin oluşturulmasını sağlamaktır. Ele alınan TMD modeli ise pasif kontrol sistemlerinden biri olup optimum tasarımlarının ve bu doğrultuda en uygun parametre değerlerinin belirlenebilmesi için kullanılacak olan yöntem ise günümüzde de sıklıkla kullanılan optimizasyon tekniklerinden metasezgisel algoritmalar (genetik algoritma, parçacık sürüsü optimizasyonu, armoni arama algoritması, öğretme-öğrenme tabanlı optimizasyon yöntemi, çiçek tozlaşması algoritması, jaya algoritması, su döngüsü algoritması vb.) arasından seçilerek belirlenmiştir. Bu bağlamda tezin 4. bölümünde, ele alınan farklı tasarım kombinasyonları için uygulanacak optimizasyon yaklaşımına ait çok sayıda sayısal uygulamalara yer verilmiştir. Optimizasyon sürecinde ise tasarım değişkenleri olarak kullanılacak olan parametreler, gerçekleştirilecek mevcut mühendislik uygulamaları doğrultusunda belirlenecek olup farklı yapı tasarımı kombinasyonlarına yönelik olarak bu parametrelere ait en uygun/optimum değerler gözlemlenmiştir. Bununla birlikte yine bu bölümde yapılan optimizasyon uygulamaları vasıtasıyla farklı tasarımlar için belirlenen optimum parametreler bir makine öğrenmesi tekniği olan yapay sinir ağlarından yararlanılarak geliştirilen yapay zeka tabanlı bir tahmin ve karar verme sisteminde eğitilerek, oluşturulan sistemin parametreleri öğrenmesi ve parametreler ile çıktı arasında bir modelleme yapması sağlanamıştır. Bu sayede tahmin sisteminin daha önce hiç deneyimlemediği ve bilmediği yeni kombinasyonlara (test yapıları) yönelik tasarım parametrelerinin değerleri de tahmin edilebilmiştir. Geliştirilen bu sistem sayesinde optimizasyon süreçlerinde kaydedilen yoğun analiz sürelerinin ve dolayısıyla da maliyet kayıplarının önüne geçilmiş olmasının yanı sıra hedeflenen tasarım modelleri için parametre çıktılarının, kullanılan performans, doğruluk, güvenilirlik ve hata ölçütlerinin kontrolü vasıtası ile doğru ve hassas bir şekilde elde edilmesi amaçlanmaktadır. Bunun yanı sıra öğrenmesi gerçekleştirilmiş karar verme sistemi sayesinde farklı ve çok daha fazla sayıda yapı tasarımı bilgisi içeren ikinci bir test modeli için direkt olarak belirlenecek olan parametre özelliklerinin sayısal sonuçları vasıtasıyla büyük bir veri seti oluşturulması ve bu yolla TMD parametrelerinin doğrudan hesabını sağlayacak bazı formülasyonlar da geliştirilmiştir. Bu formülasyonlar sayesinde özellikleri bilinen veya tanımlanan herhangi bir yapı tasarımına yönelik TMD mekanik parametrelerinin direkt olarak belirlenebilmesi ve bu şekilde yapısal ve sismik analizlerin hızlı bir şekilde gerçekleştirilerek gerekli korumanın sağlanıp sağlanamadığı da önceden ortaya çıkarılabilmektedir. Ayrıca bu sayede tasarım yüklerine karşı gerekli yapı güvenliğinin yükleme etkisi henüz meydana

gelmeden sağlanabilmesi de mümkün olmaktadır. Bu şekilde herhangi bir yapı modeli için en uygun ve dinamik kontrol anlamında amaca yönelik tasarımların oluşturulabilmesi sonucunda deprem gibi etkilerin yapılara ve dolayısı ile canlılara verdiği zararlı sonuçların minimum seviyeye indirilmesi sağlanabilmiştir.

Ulaşılan tüm analiz sonuçları, tahminleme çıktıları ve geliştirilen formülasyonlara yönelik çeşitli değerlendirmelere de 5. bölümde yer verilmiştir.

2. KAVRAMSAL ÇERÇEVE

Bu bölümde tezin çalışma konusu olan ve uygulamalarda faydalanılan temel konular olan ayarlı kütle sönümleyicileri, optimizasyon ve yapay zekâ ve makine öğrenmesi başlıkları altında geniş bir literatür taraması aktarılmıştır. Ayrıca alt bölümler de çeşitli metasezgisel algoritmalar ve optimizasyon uygulamaları, yapay sinir ağları ve tahmin uygulamaları vb. gibi başlıklarla ayrıntılandırılarak açıklanmıştır.

2.1. YAPISAL KONTROL SİSTEMLERİ

Yapısal kontrol sistemleri, yapılarda deprem, güçlü rüzgarlar, patlama ve hatta trafiğin yanısıra yaya yoğunluğu gibi dinamik uyaranlar nedeniyle maruz kaldıkları titreşim ve salınım hareketliliklerinin kontrol edilerek azaltılması ve tamamiyle sönümlenmesi ve bu doğrultuda yapıların alacağı hasarın en düşük seviyeye ulaştırılarak içerisinde yer alan canlı cansız tüm varlıkların da en üst düzeyde korunabilmesi amacıyla yararlanılan mekanizmalardır. Bu mekanizmalar genel olarak çelik bir kütle, stabilite amaçlı kullanılan bir yay sistemi ve yine sönümlemeye yönelik olarak bir de viskoz elemanlara sahiptir. Bazı uygulamalarda ise kontrol sisteminde yer alan söz konusu kütle için katı bir cisim yerine su vb. bir sıvı olarak seçilmekte olup binanın tepe konumuna bir havuz şeklinde de inşa edilebilmektedir. Diğer yandan söz konusu sistemler yapı içerisine kablolarla asılı bir şekilde monte edilebilecekken ayrı bir çelik plaka üzerinde de konumlandırılabilmektedir.

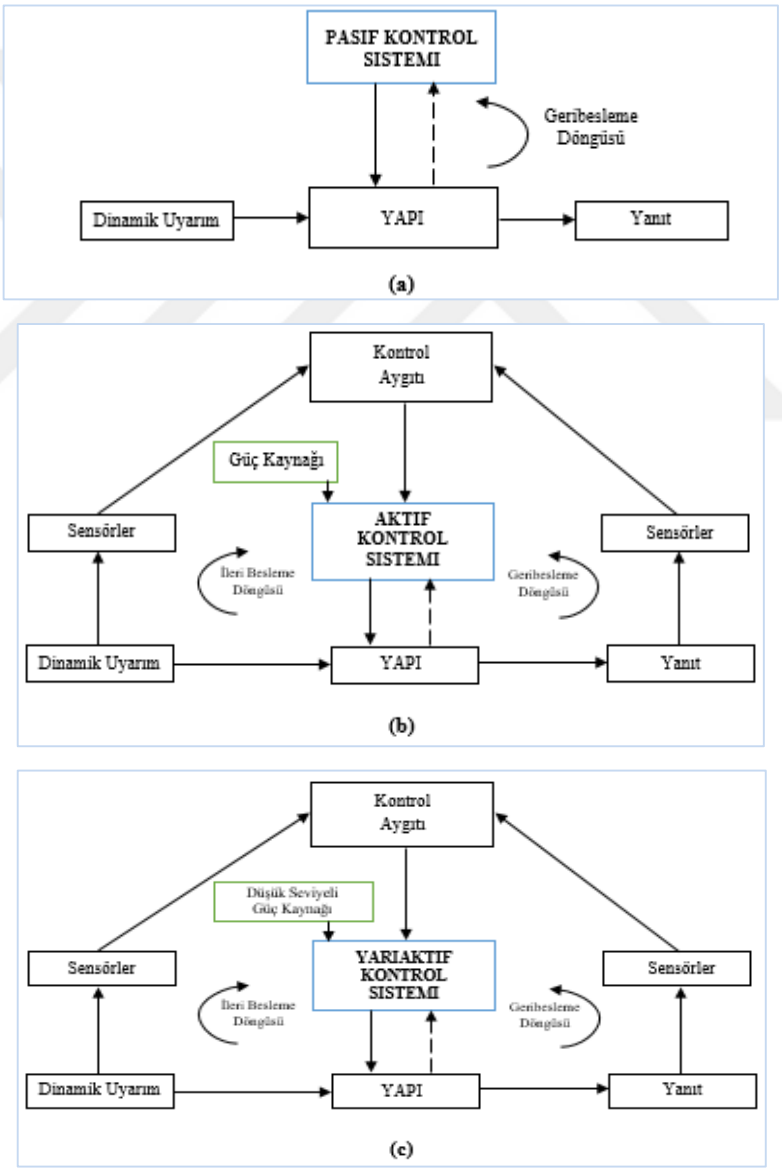
Yapılarda oluşan bu gibi dinamik titreşimlerin kontrolünde yararlanılan sistemlerin çalışma prensibi ise temel anlamda üç farklı yaklaşıma göre şekillenmekte olup bunlar aktif, pasif ve yarı aktif olarak bilinmektedir. Bunların yanısıra pasif ve aktif kontrol mekanizmalarının birleşik olarak kullanıldığı sistemler ise hibrit kontrol sistemleri olarak bilinmektedir. Bahsedilen bu üç temel yapısal kontrol mekanizması Şekil 1.1’ de şematik olarak açıklanmıştır:

2.1.1. Pasif Kontrol Sistemleri

Pasif kontrol sistemleri yapısal kontrol mekanizmalarının alt sınıflarından biri olup kamu binaları, hava alanları, köprüler vb. yapısal unsurlarda dinamik etkenlerden kaynaklı olarak meydana gelen titreşimlerin sönümlenmesi ve buna bağlı olarak oluşan yer değiştirme gibi tepkilerin kontrol edilmesi amacıyla en sık tercih edilen mekanizmalara sahip olan sistemler olarak görülmektedir. Bu sistemler yapısal tepkilerin kontrol edilebilmesi bağlamında gerekli

aktiviteyi gerçekleştirebilmek için herhangi bir dış enerji kaynağından destek almadığından sönümleme sadece sistemin oluşturduğu karşıt kontrol tepkilerine göre oluşmakta ve bu nedenle de pasif bir uygulama meydana gelmektedir.

Pasif kontrol sistemlerinin temel çalışma prensibinde giriş enerjisi yani deprem, rüzgâr vb. gibi dinamik bir uyarımın bir kısmının yapı içerisinde dağıtılması amaçlanmaktadır. Ayrıca bu sistemler, gelen enerjiye göre üretilen yapısal tepkilerin artması durumunda daha yüksek bir sönümleme kuvveti oluşturabilmektedir. Diğer yandan bahsedildiği üzere dış bir enerji kaynağına sahip olmamaları yapısal tepkilerin sahip o



Şekil 2.1: Yapısal kontrol sistemlerinin işleyiş mekanizması; pasif kontrol (a), aktif kontrol (b) ve yarıaktif kontrol (c) (Symans ve Constantinou, 1999).

lduğu büyüklüğün ölçülebilmesini mümkün kılmamaktadır ancak tasarımsal süreç ile birlikte inşası diğer sistemlere nazaran daha kolaydır. Bu anlamda oluşan enerjinin dağıtılması ve emilmesi doğrultusunda çalışan pasif kontrol sistemleri ayarlı kütle ve sıvı sönümleyiciler, basınçlı sıvı sönümleyiciler, eğilmeli çelik sönümleyiciler, sismik taban izolasyon sistemleri vb. gibi mekanizmalara sahip olup yapıların güçlendirilmesi amacıyla yaralanılan bazı teknikler ile birlikte betonarme perdeler de bu sistemler içerisine dahil edilebilmektedir (Niğdeli, 2012; Saaed ve diğ., 2015).

2.1.1.1. Sismik/Taban İzolasyon Sistemleri

Sismik taban izolasyon sistemleri yatay yönde esnek, düşey yönde ise yüksek oranda rijit bir yapıya sahip olup esas olarak yapıların ve içerisinde yer alan canlı/cansız unsurların deprem gibi dinamik etkenlerin oluşturduğu hareketlenmelerden kaynaklanarak meydana gelebilecek zararlı ve hasar verici etkilerden korunabilmesi üzerine kurulmuş yapısal bir kontrol mekanizmasıdır. Bu sistemlerin oluşturulmasındaki temel mantık ise ana yapının ve kendisine etki eden dinamik enerjiyle arasında ayırma yüzeyi olarak görev alacak bir bağlantı katmanının yerleştirilmesi olup bu durum sözkonusu sisteme ait izolasyon elemanlarına gerekli ve uygun sönümleme özelliğinin kazandırılması ile gerçekleştirilmektedir. Diğer yandan bu tür kontrol mekanizmaları, kullanılmış olduğu herhangi bir yapısal unsura deprem kuvvetleri tarafından ortaya çıkan enerjinin giriş miktarının azaltılması açısından da son derece yeteneklidir. Diğer yandan sismik izolasyon ile katlar arası yer değiştirmelerin yanı sıra kat ivmeleri de aynı anda azaltılabilmektedir. Ana yapının temeline kurulan bu sistemler aynı zamanda yapısal taşıyıcı elemanların boyutlarında azalma oluşmasını da sağlayabilmektedir. Bu tür sistemlerden en sık kullanılanlarıysa doğal ve sentetik kauçuk izolatörler, kurşun çekirdekli izolatörler, elastomerik izolatörler, kayma tipi izolatörler, sarkaç tipi izolatörler, çelik helisel yaylı sistemler olarak bilinmektedir (Şekil 2.2)[1] (Aldemir ve Aydın, 2005; Chey, 2007).

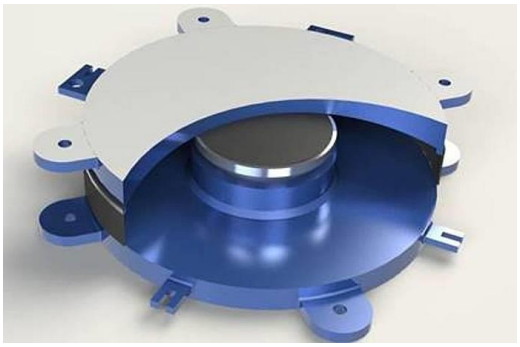


(a) Kurşun çekirdekli izolatör



(b) Düşük sönümlü elastomerik izolatör

[1] https://www.maurer.eu/tr/ueruenler/sismik-cihazlar/izolatoerler/index.html
https://www.maurer.eu/tr/ueruenler/titresim-izolasyonu/yapisal-izolasyon/index.html



(c) Sarkaç tipi izolatör



(d) Çelik helisel yaylı sistemler

Şekil 2.2: Sismik taban izolasyonunda kullanılan bazı izolatör çeşitleri.

2.1.1.2. Pasif Titreşim/Enerji Sönümleyicileri

Pasif kontrol sistemleri içerisinde yer alan titreşim yani dinamik enerji sönümleyiciler yapıya etki eden enerjinin bir kısmının dağıtılıp bir kısmının ise aşamalı olarak azaltılması ve tamamiyle sönümlenerek yapısal tepkilerin kontrolünün sağlanması doğrultusunda çalışmaktadır.

Bu sistemler kullanıldığı yapılar için sönümleme, rijitlik ve dayanım performansının iyileştirilmesi anlamında çeşitli avantajlar sağlayacak şekilde tasarlanmakta ve bununla birlikte ilk defa inşa edilecek yapıların yanısıra eski, hasarlı/güçlendirilmesi gereken yapılara yönelik olarak da kullanılabilmektedir. Pasif titreşim sönümleyici mekanizmalara verilebilecek örnek sistemlerden bazıları ise metalik, visko-elastik, viskoz sıvı/akışkanlı, sürtünme tipi, hidrolik, ayarlı sıvı ve ayarlı kütle sönümleyicileri (TMD) vb. dir (Şekil 2.3)[2] (Aldemir ve Aydın, 2005).



(a) Ayarlı kütle sönümleyici



(b) Viskoz akışkanlı sönümleyici

[2] https://www.quaketek.com/seismic-friction-dampers/
https://www.maurer.eu/tr/ueruenler/sismik-cihazlar/damperler/index.html
https://www.maurer.eu/tr/ueruenler/titresim-soenuemleyicileri/ayarli-kuetle-damperleri/index.html



(c) Sürtünme tipi sönümleyici **(d)** Hidrolik sönümleyici

Şekil 2.3: Pasif titreşim/enerji sönümleme sistemlerinden bazıları.

2.1.2. Aktif Kontrol Sistemleri

Aktif kontrol sistemleri yapıya etki edecek dinamik uyarımın büyüklüğünün önceden belirlenemesi yoluyla bu duruma yönelik olarak tepki kuvvetlerinin üretilerek yapı korumasını sağlamaktadır. Bu bağlamda aktif kontrol sistemleri, yapıya gelen dinamik uyarıma karşılık olarak oluşan tepkilere yönelik kontrol kuvvetlerinin üretilmesini sağlayan elektrohidrolik/ elektromekanik aktüatörlerin çalışmasını mümkün kılan bir dış güç kaynağına sahiptir. Sistemin çalışma meknazimasında söz konusu yapısal tepkiler, sistemde yer alan sensörler vasıtasıyla ölçülerek aktüatörlere bir geribildirim olarak yansıtılmakta ve kontrol kuvvetleri bu şekilde belirlenmektedir. Ancak gerekli kontrol kuvvetlerinin oluşturulabilmesi için bir enerji kaynağına gerek duyulması bu sistemlerin olumsuz yanlarından biri olarak görülmektedir. Bunun en belirgin sebebi ise herhangi bir elektrik kesintisinin olması gibi durumlarda güç kaynağının işlevsiz kalması ve faaliyet gösterememesidir. Bu tür sistemlere örnek verilebilecek bazı mekanizmalar ise aktif ayarlı kütle sönümleyici, aktif rijitlik değiştirme sistemi, aktif kuşaklama sistemi ve aktif tendon sistemleridir (Symans ve Constantinou, 1999; Öztürk, 2007).

2.1.2.1. Aktif Ayarlı Kütle Sönümleyicisi (ATMD)

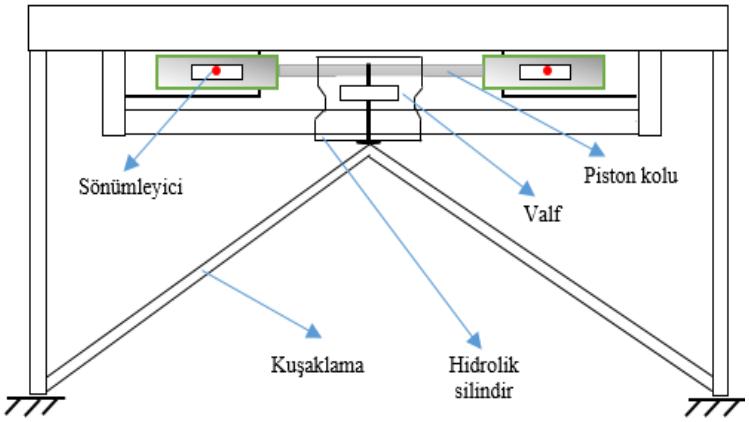
Aktif kütle sönümleyicileri (*active tuned mass damper: ATMD*) pasif kontrol sistemlerinden biri olan ayarlı kütle sönümleyicileri ile bir aktif kontrol mekanizmasının birleştirilmesi yoluyla tasarlanmaktadır. Bu anlamda ATMD hibrit bir yapısal kontrol aracı olarak görülebilmektedir.

Aktif ayarlı kütle sönümleyicileri, ana yapı ile sönümleyici sistem olan TMD arasına sözkonusu sönümleme sisteminin hareketinin önceden tanımlanan bir kontrol algoritmasına göre ayarlanması amacıyla kullanılan bir aktüatör mekanizması içermektedir. ATMD' ler tarafından yapısal tepkilere karşı oluşturulan kontrol kuvvetleri, söz konusu sistemin yalnızca TMD' nin

uyarılmasına/hareketine yönelik olarak oluşturulmasından dolayı diğer aktif kontrol sistemlerine nazaran daha küçüktür. Bunun yanısıra ana yapı tarafından üretilen tepkilerin azaltılması amacıyla daha küçük bir kütle kullanımına olanak sağlanabilen ve buna ek olarak söz konusu kütlenin, tepkilerin daha büyük oranda azaltılması sağlanacak şekilde hareket etmesinde bir aktif kontrol kuvvetinin kullanılmasından dolayı ATMD' ler son derece verimli mekanizmalar olarak görülmektedir (Cao ve Li, 2004; Saaed ve diğ., 2015).

2.1.2.2. Aktif Rijitlik Değiştirme Sistemi (AVS)

Bir diğer aktif kontrol sistemi olan aktif rijitlik değiştirici sistemler (*active variable stiffness: AVS*) yapıya deprem vb. gibi sismik uyarımlar tarafından iletilen enerjinin giriş miktarının, ana yapı ile sönümleme sistemi arasında rezonanssız bir durum oluşturularak azaltılması doğrultusunda çalışamakta ve böylece yapısal tepkilerin sönümlenmesini sağlamaktadır. Burada rezonansın önlenmesi durumu, yapıya ait rijitliğin AVS ile sürekli olarak ve aktif bir şekilde kontrol edilmesinden dolayı söz konusu sistemler diğer aktif kontrol mekanizmalarına göre daha az enerji tüketmektedir. Ayrıca yüksek ivmeli dinamik uyarımların mevcut olduğu durumlarda da ATMD' lerden daha düşük bir enerji miktarı ile çalışabilmelerinden dolayı daha verimli sistemler olarak varsayılabilir. Burada bahsedilen düşük enerji kullanımı ise hem sistemin ömrünü artırmakta hem de deprem vb. gibi dinamik hareketlilikler sırasında sistemin aktif bir şekilde çalışabilmesi açısından avantaj sağladığından önemli bir konudur (Şekil 2.4) (Kobori ve diğ., 1993; Öztürk, 2007).



Şekil 2.4: Aktif rijitlik değiştirme sisteminin şematik görünümü (Öztürk, 2007).

2.1.2.3. Aktif Kuşaklama Sistemi (ABS)

Aktif kuşaklama sistemleri (*active bracing system: ABS*) genel olarak, herhangi bir yapıdaki mevcut elemanlar olarak görülen ve elektrohidrolik otomatik mekanizmaların (servomekanizma) kontrol ettiği öngerilmeli tendon (kablo) veya kuşaklama elemanlarını (destek) içeren bir aktif kontrol sistemidir. ABS mekanizmalarının bu özelliği ise daha önce

inşa edilmiş yapılar için ihtiyaç duyulan kontrol sistemlerinin kurulumunda gerekli olan yeni araçların veya ilave uygulamaların en aza indirilmesini sağlamaktadır. Diğer yandan söz konusu kontrol mekanizmasında otomatik bir vana ile vanayı kontrol edici bir aracın yanısıra hidrolik aktüatör, hidrolik güç kaynağı, sensörler ve sistemin çalışmasını düzenleyecek olan algoritmayı içeren bir de kontrol bilgisayarı bulunmaktadır. Burada kontrol bilgisayarı, yapıdan gelen tepkiler için sensörler tarafından elde edilen ölçümleri işlemekte ve algoritmaya bağlı olarak bir kontrol sinyali üretebilmektedir. Üretilen bu sinyal ise otomatik vana tarafından kullanılarak iki aktüatör arasında bir basınç farkının oluşturulmasını sağlamakta ve bu basınç farkıyla dinamik uyarımlara yönelik olarak gerekli olan yapısal kontrol kuvveti oluşturulabilmektedir (Soong, 1994; Saaed ve diğ., 2015).

2.1.3. Yarı Aktif Kontrol Sistemleri

Yarı aktif kontrol sistemleri de aktif kontrol sistemleri gibi bir enerji/güç kaynağına ihtiyaç duyan yapısal mekanizmalardır. Ancak bu sistemler aktif sistemlerle kıyaslandığında daha az enerjiye ihtiyaç duymakta ve bu nedenle işleyişinde gerekli olan güç kaynağı küçük bir pil veya batarya bile olabilmektedir. Bu ise herhangi bir elektrik kesintisi durumunda sistemin çalışmasında bir aksama yaşanmasının önüne geçmekte ve aynı zamanda yapısal tepkilere karşı koyabilmek için gerekli olan dışsal kontrol kuvvetlerinin büyüklüğünün daha küçük olmasını da sağlamaktadır. Bu bağlamda kontrol kuvvetleri, yapının oluşturduğu tepkileri ölçmek için kullanılan sensörlerden alınan geri bildirimler doğrultusunda belirlenmektedir. Diğer yandan bu sistemler, kontrol kuvvetlerini yapının kendi hareketine dayalı olarak oluşturduğundan yapıya ek bir enerji yüklememekte ve böylece yapıda herhangi bir stabilite sorunu da oluşmamaktadır. Yarı aktif kontrol sistemlerinin bazı mekanik özellikleri ise belirli kontrol algoritmaları yardımıyla ayarlanabilmektedir. Bu anlamda söz konusu sistemlerin performans ve başarısı açısından pasif sistemlerden daha iyi ancak aktif sistemlerin gerisinde kaldığı söylenebilir. Manyetoreolojik (MR) sönümleyiciler, değişken boşluklu sönümleyiciler, rijitlik kontrollü sönümleyiciler, ayarlanabilir kütle sönümleyiciler, kontrol edilebilir akışkan sönümleyiciler ve değişken sürtünmeli sönümleyiciler yarı aktif kontrol sistemlerinden bazılarıdır (Symans ve Constantinou, 1999; Nigdeli, 2012; Yanık, 2014).

2.1.4. Karma Kontrol Sistemleri

Karma kontrol sistemleri aktif, yarı aktif ve pasif kontrol sistemlerinin bir arada kullanılmasıyla oluşturulabilen yapısal kontrol mekanizmalarıdır. Karma kontrol sistemlerinin kullanıldığı

yapısal oluşumlarda yer alan kontrol mekanizması aktif veya yarı aktif bir sistem olup bu mekanizma yapısal davranışın iyileştirilmesine yönelik olarak pasif kontrol sistemleri ile birlikte kullanılabilmektedir. Bu iyileştirmenin temel dayanağı ise kullanılan aktif kontrol cihazlarının gerektirdiği yüksek enerji miktarının azaltılması veya oluşabilecek herhangi bir enerji kesintisi durumunda yapıya gelen dinamik etkenlere karşı gerekli yapısal korumanın her koşulda sağlanabilmesi için sözkonusu pasif sistemlerden yaralanılmasıdır. Bu bağlamda karma sistemler, pasif sistemlerin performansının artırılmasında aktif kontrol sistemlerinin kullanılması veya aktif kontol cihazları için gerekli enerjinin minimize edilmesi anlamında pasif sistemlerden yararlanılması doğrultusunda geliştirilmiş mekanizmalar olarak görülebilir. Karma kontrol sistemlerine çelik bir binadaki yapısal kontrolün sağlanması amacıyla pasif sistemlerden visko-elastik sönümleyiciler ile birlikte ek olarak yapının en üst katında bir ATMD' nin kullanılması örnek verilebilir. Bu sistemler ayrıca aktif veya pasif kontrol sistemlerinin tek başına kullanılması durumunda ortaya çıkan uygulama sınırlamalarını ortadan kaldırarak daha başarılı sonuçlar üretebilmektedir (Aldemir ve Aydın, 2005; Yanık, 2014).

2.1.4.1. Karma Kütle Sönümleyicileri (HMD)

Karma kütle sönümleyicileri (*hybrid mass damper: HMD*) bir pasif kontrol sistemi olan ayarlı kütle sönümleyicisi ile herhangi bir aktif kontrol sisteminin birleşimi ile ortaya çıkmış ve bu bağlamda ATMD ile aynı çalışma prensibine sahip olan mekanizmadır. Bu bağlamda HMD' ler ile hem kontrol sisteminin performansı geliştirilmekte, hem elektrik kesintileri gibi durumlara karşın sistem güvenilirliği sağlanmakta hem de yapım ve bakım maliyetleri açısından bir azalış söz konusu olmaktadır. Bunun sebeplerinden biri olarak HMD' nin ihtiyacı olan enerji miktarının ATMD' ye nazaran daha az olması ve bu araçlar yoluyla gerekli aktüatör kuvvetlerinin büyük oranda azaltılabilmesidir (Öztürk, 2007; Preumont ve diğ., 2014).

2.2. AYARLI KÜTLE SÖNÜMLEYİCİSİ (TMD)

Pasif kontrol sistemlerinden biri olan ayarlı kütle sönümleyiciler (*tuned mass damper: TMD*) yapılarda deprem gibi sismik uyarımlara ek olarak rüzgar, araçsal faaliyetlere bağlı oluşan trafik akımı, yoğun yaya harketliliği gibi bazı dinamik etkenlerden kaynaklanan titreşimlerin sönümlenmesi ve bu titreşimlere karşın oluşan ivmelenme ve yer değiştirme gibi yapıya ve bu bağlamda yapı içerisinde yer alan canlı/cansız varlıklara zarar verebilecek yapısal tepkilerin dengelenerek kontrol edilmesinde yararlanılan mekanizmalardır. TMD' ler genel olarak tayfun vb. gibi güçlü rüzgârlar veya büyük enerjili depremlere maruz kalabilecek ve söz konusu

dinamik etkenlerden çok fazla etkilenebilecek yüksek yapılı televizyon kuleleri, gökdelenler, otel, işhanı ve hastane gibi yapılarda daha çok tercih edilmektedir.

Aktif kontrol sistemlerinden farklı olarak bir dış enerji kaynağına ihtiyaç duymayan TMD' lerin hem uygulanması hem de tasarımı diğer sistemlere göre daha kolay olup temelde bir kütle yapısı ile birlikte bir yay ve viskoz sönümleme parçası içermektedir. TMD' lerin temel çalışma prensibi yapıya yanal bir şekilde etki eden dinamik kuvvetlerin sahip olduğu enerji genliğinin olabildiğince azaltılması olup genel olarak belirli bir yapı sistemine özel olarak tasarlanmış olmalarından dolayı söz konusu yapının özelliklerine göre de ayarlanabilmekte ve bu sayede yapıya gereğinden fazla kütle ya da rijitlik elemanının da eklenmesinin önüne geçilmektedir. Örneğin yapılan çalışmalardan birinde yüksek yapılı binaların en üst katına yerleştirilmiş bir TMD' nin rüzgar kuvvetlerinin neden olduğu titreşimlerin sönümlenmesinde oldukça etkili olduğu gösterilmiştir. Diğer yandan mekanizma yapısı olarak iki farklı türde TMD' den bahsetmek mümkündür. Bunların ilki genel olarak ince yapılı binalarda, iletişim kulelerinde vb. de yararlanılan yatay TMD, ikincisi ise köprü, döşeme ve yürüyüş yolları gibi uzun açıklığa sahip yatay tasarımlı yapılarda kullanılan dikey TMD' dir. Kullanılan kütle bakımından ise TMD' lerin birkaç farklı türü bulunmakla birlikte söz konusu kütle katı ve sıvı olmak üzere iki farklı malzeme yapısına bağlı olarak oluşturulmaktadır. Kütle olarak sıvı içeren TMD' ler ayarlı sıvı sönümleyici (*tuned liquid damper: TLD*), ayarlı sıvı sütun sönümleyici (*tuned liquid column damper: TLCD*) ve ayarlı sarsıntı sönümleyiciler (*tuned sloshing damper: TSD*) olmak üzere esas olarak su; katı içeren TMD' ler ise genel olarak çelik plakalardan oluşmaktadır. TMD' lerde kullanılan bu katı kütle yapısı ise sarkaç prensibine dayalı olarak yapı içerisinde kablolarla desteklenerek asılabilmekte veya sürtünmesi az olan bazı elemanlar yoluyla da kullanılabilmektedir (Gaspar, 2017; Haskett ve Smith, 2017; Rahmani ve Könke, 2019).

2.2.1. TMD' lerin Tarihsel Gelişimi

İnşaat mühendisliği yapılarının maruz kaldığı sismik yüklemelerin yanısıra otomobil, uçak, tren vb. gibi birçok mekanik sistemin de işleyişi sırasunda ortaya çıkan; hem yapının hem de sözkonusu yapı ile birlikte bu gibi sistemlerin kullanıcıları tarafından istenmeyen ve rahatsız edici titreşimlerin kontrol edilebilmesi ve tamamiyle ortadan kaldırılabilmesi amacıyla kullanılan kontrol mekanizmalarından biri olan ayarlı kütle sönümleyiciler (TMD) en basit haliyle bir kütle ve bir de rijitlik elemanı olan yaydan oluşmaktadır. Ancak TMD yapılarında

günümüze değin birçok yenilik ve iyileştirme yapılarak farklı sistemler üzerinde yararlanılmış olup çeşitli amaçlarla kullanımına olanak sağlanmıştır. Bu bağlamda ilk TMD yapısı 1909' da geliştirilmiş olup esas olarak gemi, uçak ve tren gibi bazı mekanik araçlarda seyir esnasında meydana gelebilecek olan rezonans titreşimlerinin giderilmesine yönelik olarak kullanılmıştır (Frahm, 1911). Ancak söz konusu modelde herhangi bir sönümleme mekanizması bulunmamaktadır. Bu doğrultuda temel TMD ile dışsal uyarımların değişken frekanslarına yönelik olarak da geçerli sonuçlar elde edebilmek için sistem Ormondroyd ve Den Hartog (1928) tarafından viskoz sönümleme elemanlarıyla yeniden dizayn edilmiştir. Ancak bu gibi temel tasarım süreçlerinde TMD gibi bir yapısal sönümleme mekanizmasının amaca yönelik olarak daha efektif kullanılarak istenilen titreşim ve yapısal tepki kontrolünün de gerçekleştirilebilmesi doğrultusunda TMD' lerin sahip olduğu performansın iyileştirilebilmesi için daha farklı yöntemlere ihtiyaç doğmuştur. Bunun asıl sebebi ise TMD' nin sahip olduğu mekanik parametrelerin, uygulanacağı yapı sistemiyle en uyumlu şekilde çalışmasının sağlanabilmesi doğrultusunda kullanılması gereken bazı çözümleme yöntemlerinin gerekliliğidir. Bunlar daha çok eniyileştirme olarak da bilinen optimizasyon yöntemleri olup ilerleyen süreçlerde daha çok TMD' nin optimum tasarım problemine yönelik çalışmalara yoğunluk verildiği gözlemlenmiştir. Bunlardan birine örnek olarak 1947 yılına gelindiğinde TMD sistemlerinin sahip olduğu mekanik parametrelerden frekans ve sönüm oranları için bazı formülasyonların elde edilmesi verilebilir. Bu bağlamda Den Hartog, yalnızca tek serbestlik dereceli (sdof) ve içsel sönüm içermeyen yapılarda kullanılabilecek söz konusu ifadeler ile TMD' lerin optimum özelliklerini belirleme imkanı sağlamıştır (Bekdaş ve Nigdeli, 2011).

İlerleyen süreçlerde gerçekleştirilen uygulamalarda ise TMD sistemlerinde sönümleme mekanizmalarından çok daha yoğun bir şekilde yararlanıldığı görülebilmektedir. Bunlardan birine örnek olarak Falcon ve diğ. (1967)' nin gerçekleştirdiği çalışma verilebilir. Bu çalışmada sönüm içeren sdof bir yapısal sisteme sönüm oranı değeri sabit tutulmuş olup sınırlı bir sönümleme kapasitesine sahip olan bir sönümleyici yerleştirilmiştir. Burada temel amaç söz konusu yapı için optimize edilmiş bir sönümleme sistemi tasarımına ulaşılması doğrultusunda bir analiz yaklaşımının önerilmesi ve böylece yapılarda meydana gelen titreşimlerin neden olduğu çeşitli sorunlara çözüm olması için bir grafik yönteminin geliştirilmesidir. McNamara (1977) ise yüksek yapılı binaların sdof sistemler olduğu varsayımıyla ele alındığı bir çalışma gerçekleştirmiş ve söz konusu yapının çeşitli dinamik uyarımlara maruz bırakılması sonucunda

gerekli TMD tasarımını elde edebilmiştir. Bu bağlamda bazı TMD parametreleri yapısal tepkilerin azaltılabilmesi amacıyla da değiştirilerek kullanılmıştır. Diğer yandan bir sönümleme sisteminde yer alan TMD' nin tasarımının ele alındığı çalışmada ise kiriş ve plakaların birer sdof yapı sistemi olarak temsil edilmesi doğrultusunda gerekli optimum sönümleyici parametreleri araştırılmıştır (Warburton ve Ayorinde, 1980). Kaynia ve diğ. (1981) ise çeşitli depremlere maruz kalmış olup TMD içeren ve içermeyen sdof binalar tarafından oluşturulan yapısal tepkilerin maksimum değerleri arasındaki oranın hem deprem süresi hem de sönümleme katsayısına bağlı olduğunu belirlemiştir. Sladek ve Klingner (1983) yirmi beş katlı yüksek yapılı bir bina için optimum TMD parametrelerinin belirlenebilmesi için üç farklı yöntemden yararlanmıştır. Bu yöntemler Den Hartog, Wiesner ve Wirsching tarafından geliştirilen ve optimum TMD özelliklerinin hesaplanabilmesi amacıyla kullanılan yaklaşımlar olup rüzgar etkilerine karşın yeterli dayanımın sağlanabilmesinin yanı sıra deprem gibi yer hareketlerine yönelik oluşan yapı tepkileri hem TMD varlığında hem de TMD olmaksızın incelenmiştir. Clark (1988) ise Den Hartog tarafından sdof sistemler için önerilen optimum TMD tasarımı yaklaşımını mdof sistemler için uygulamıştır. Bu bağlamda çok katlı yüksek yapılı binalara yönelik olarak çoklu TMD tasarımlarının geliştirilebilmesi için bir analiz yöntemi sunulmuştur.

Setareh ve Hanson (1992) tarafından farklı bir uygulama olarak gerçekleştirilen çalışmada bir tiyatro salonuna ait uzun açıklıklı balkon yapısının döşeme kısmında insan kaynaklı hareketliliklerden dolayı oluşan salınımların kontrol edilebilmesi amacıyla beş adet TMD kullanılmış olup yapı sistemi hem TMD' li hem de TMD bulunmayan duruma göre analiz edilmiştir. Abe ve Fujino (1994) ise harmonik uyarımlara maruz bırakılan bir yapı sisteminde yer alan ve çok sayıda sönümleyici içeren bir TMD sisteminin tasarımsal analizini gerçekleştirmiş olup TMD performansının gözlemlenebilmesi için bir de formül geliştirmiştir. Bunun yanısıra farklı sismik uyarımların etki ettiği hem sdof hem de mdof yapı sistemlerinde ivme, yer değiştirme vb. gibi yapısal tepkilerin kontrol edilebilmesi amacıyla gerçekleştirilen bir çalışmada çoklu TMD' lerin optimum tasarımı sağlanmıştır (Sadek, 1996). Livesey ve Sondergaard (1996) tarafından ise İsveç' de bulunan bir köprünün korkuluklarında biriken kar yükleri nedeniyle, rüzgâr kuvvetlerinin büyük burulma etkileri oluşturacağı göz önünde bulundurulmuş olup bu varsayıma dayalı olarak optimum TMD tasarımlarının ortaya çıkarılması sağlanmıştır. Çoklu TMD sistemlerinden yararlanılan bir başka çalışmada ise rastgele beyaz gürültü uyarımlarının etki ettiği sönümlü bir yapı sisteminin dinamik tepkilerinin

kontrol edilerek yer değiştirmenin (ilgili değerin ortalama karesel kökü) de azaltılabilmesi amacıyla sönümleme oranı gibi bazı TMD parametreleri optimize edilmiştir (Joshi ve Jangid, 1997). Rana ve Soong (1998) ise El Centro ve Meksika depremlerine ait sismik bilgilerin yanısıra harmonik uyarımlar ile uyarılan SDOF ve MDOF bir yapının belirli bir modu için yararlanılan bir TMD sisteminin ayar parametrelerinin ne olması gerektiğini analiz etmiştir.

Bir yapıyı etkileyebilecek başlıca sismik aktivite olan depremin yanısıra söz konusu yapılar tayfun, horum vb. gibi güçlü rüzgar kuvvetlerinden de etkilenmekte ve bu doğrultuda yapının kullanımı sırasında istenmeyen titreşim ve salınımların oluşarak içersinde yaşayan canlıların rahatsızlık duymalarına ve hatta zarar görebilmelerine neden olmaktadır. Bu amaçla Nishimura ve diğ. (1998) yüksek yapılı binalarda hem rüzgâr hem de deprem kaynaklı olarak meydana gelen dinamik hareketlenmelere bağlı olan yapısal tepkilere yönelik bir kontrol mekanizması geliştirmek için aktif ve pasif sistemler aracılığıyla oluşturulan hibrit bir TMD önermiştir. Diğer yandan mdof sistemlerin her bir modu için, sismik aktivitelerin varlığında oluşan yapısal ivmelerin azaltılabilmesi amacıyla çoklu TMD yapıları kullanılmış olup her bir moda yerleştirilecek TMD sistemi için optimal konumun ne olabileceği incelenmiştir (Wu ve Chen, 2000). Bununla birlikte sdof bir yapı sistemi çeşitli sismik uyarımların (harmonik, darbe atımı ve yapay olarak üretilmiş olan deprem uyarımları) etkisinde analiz edilmiş olup oluşan kritik (en büyük değerdeki) yapı tepkilerinin azaltılabilmesine yönelik olarak hem yarı aktif kontrol sistemlerinden biri olan MR sönümleyici içeren hem de klasik olarak ayar parametreleri optimize edilmiş olan iki ayrı TMD' nin karşılaştırması yapılmıştır (Aldemir, 2003). Hoang ve Warnitchai (2005) ise çoklu TMD yapılarının, geniş bant uyarımlarının etki ettiği sdof sistemlerdeki yoğun titreşimlerin ve dolayısıyla oluşan yer değiştirme ve ivmelerin de azaltılabilmesi için kurulumlarının ne şekilde olması gerektiği konusunda bir çalışma gerçekleştirmiş olup bu anlamda sayısal bir optimizasyon tekniğinden yararlanmıştır.

Pasif sistemler olarak temsil edilen sarkaç tipi TMD' lerin kullanımına örnek verilebilecek bir uygulama ise Setareh ve diğ. (2006) tarafından gerçekleştirilmiş olup bir zemin sisteminde insan hareketliliğinin neden olduğu yoğun titreşimlerin sönümlenebilmesi için bir parametre ayarlama süreci tasarlanmıştır. Bu bağlamda zemin sisteminde oluşan yapısal ivmelerin azaltılabilmesi doğrultusunda nonlineer bir optimizasyon algoritmasının kullanımı ile birlikte TMD sistemi için gerekli mekanik parametrelerin en uygun değerleri de belirlenebilmiştir.

Diğer yandan bir ana yapı sistemi için farklı oranlarda içsel sönüm değeri göz önünde bulundurulmuş olup yine TMD sistemi için farklı kütle oranları baz alınarak gerçekleştirilen tasarım sürecinde en uygun kontrol mekanizmasının belirlenebilmesi amacıyla gerekli olan ayar parametreleri elde edilerek yapısal tepkilerin minimizasyonu sağlanmıştır (Bakre ve Jangid, 2007). Bu gibi sarkaç tipi veya çoklu TMD sistemlerinin yanısıra çift olarak tasarlanmış TMD sönümleme mekanzimalarının da kullanılabildiği bazı uygulamalarla gösterilmiştir. Bu anlamda Ok ve diğ. (2009) sönümlü bir yapı sistemi için farklı kütle oranlarına sahip TMD' ler ile çok amaçlı bir optimizasyon süreci nominal (yani harmonik uyarımlar neticesinde yapı tarafından verilen maksimum tepki) ve sağlam (yani yapının aşınma veya hasar nedeniyle dinamik özelliklerinde bozulma yaşadığı durumundaki maksimum tepkisi) performans indeksi olarak adlandırılan parametrelerin minimizasyonu gerçekleştirmiş olup bu süreç sonucunda hem optimum frekans hem de sönüm oranı parametreleri elde edilerek bunlar için bazı formülasyonlar da geliştirilmiştir.

TMD sistemlerinin bilinen en yaygın problemlerinden biri olan TMD tepkisi yani yay uzaması ise Lin ve diğ. (2015) tarafından yapılan bir çalışmada gözlemlenmiştir. Bu anlamda hem deprem etkilerinin hem de harmonik uyarımların mevcut olduğu bir yapı sistemine yönelik sönümleme performansının artırılması amacıyla yarı aktif değişken rijitlik yapısındaki bir TMD' nin optimal tasarımı hedef alınmıştır.

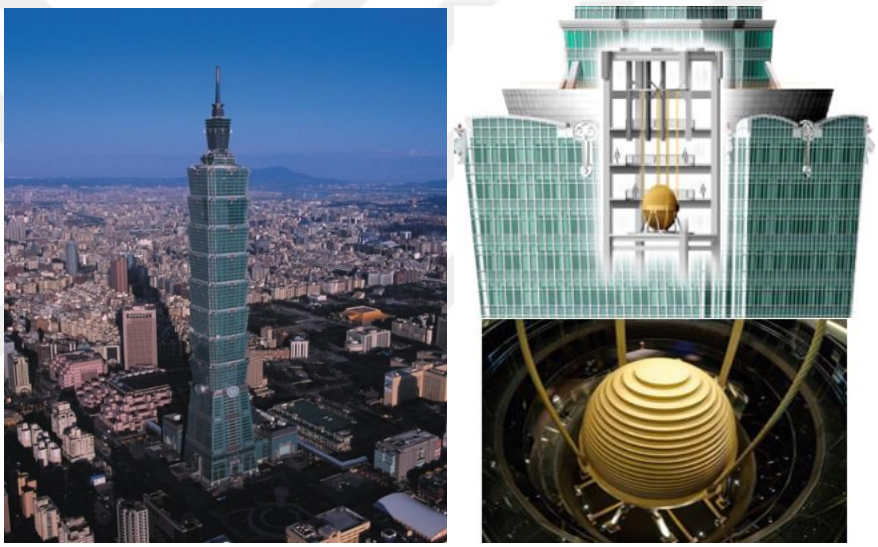
2.2.2. Dünyadaki TMD Uygulamaları

TMD' ler genel anlamda dinamik uyarımlara karşı yapılarda meydana gelen istenmeyen titreşim ve salınımların azaltılabilmesi ve bu doğrultuda oluşan yapısal tepkilerin olabildiğince kontrol edilmesi için kullanılan pasif kontrol sistemlerindendir. Günümüze değin dünyanın farklı bölgelerinde ve mühendislik binaları olan farklı yapısal oluşumlarda (kule, otel, gökdelen, yaya köprüsü, hava limanı vb.) kullanılmış olan TMD' lerin tasarımında yine çeşitli yaklaşımlar ele alınmıştır. Dünyanın farklı ülkelerinde yer alan ve TMD' lerin kullanılmış olduğu bazı önemli mühendislik yapıları aşağıda özetlenmiştir:

- **Taipei 101**

508 m uzunluğuna sahip bir gökdelen olan ve Tayvan' da bulunan Taipei 101 binası dünyanın en yüksek yapıları arasında yer almaktadır. Binanın ilgi çeken mimarisi C.Y. Lee tarafından bambu bitkisinin doğal formu ile pagoda adlı bir tür tapınağın yapısal özelliklerinin kombine

edilmesi fikrinden yola çıkılarak tasarlanmış olup inşaatı ise 2004 yılında tamamlanmıştır (Şekil 2.5 (a)[3]). Toplamda 106 katlı olan Tayvan' daki Taipei 101 binası sismik aktivitenin yoğun olduğu ve güçlü tayfunların meydana geldiği bir bölgede bulunduğundan bu gibi güçlü rüzgârlar başta olmak üzere deprem etkilerine karşı yapının korunabilmesi için 87-91. katlar arasına 726 ton ağırlığında ve 5.5 m çapındaki küre formlu çelik bir ayarlı kütle sönümleyicisi (TMD) yerleştirilmiştir (Şekil 2.5 (b)). Sarkaç tipinde olan TMD yapısı sekiz adet çelik kablo ile desteklenmekte olup ayrıca titreşimlerin emilerek dağıtılması ve dengelenmesi amacıyla TMD' nin alt kısmına yine sekiz adet viskoz sönümleyici de eklenmiştir. Güçlü rüzgârlara karşı ek koruma sağlanabilmesi içinse ana sönümleyiciye ek olarak kulenin uç kısmına iki adet daha TMD eklenmiştir (Poon ve diğ., 2004; Patowary, 2014; Gaspar, 2017).



(a) **(b)**

Şekil 2.5: Taipei 101 Binası (a) ve kullanılan TMD' nin konumu ile yapısı (Gaspar, 2017) (b).

- **Millenium Bridge**

İngiltere' nin Londra kentinde bulunan, yapımı 2000 yılında tamamlanmış olan ve asma çelik formundaki bir yaya köprüsü olan Millenium Köprüsü (*Millenium Bridge*) 144 m uzunluğundadır (Şekil 2.6 (a)[4]). Yayaların yürüyüşüyle meydana gelen hareket sürekliliği dolayısıyla oluşan titreşimlerden kaynaklı olarak köprüde sürekli olarak yanal salınımların meydana gelmesi sonucunda köprünün bu titreşimlere yönelik olarak iyileştirilmesi gerektiğine karar verilmiştir. Bu bağlamda sözkonusu salınımların ve titreşimlerin sönümlenerek köprünün güvenli hale getirilebilmesi için viskoz ayarlı kütle sönümleyicilerinden meydana gelen çoklu bir sönümleme sistemi tasarlanmıştır. Yatay olarak çalışan vizkoz sönümleyiciler köprünün orta

[3] https://www.skyscrapercenter.com/building/taipei-101/117
[4] Cleveland Bridge UK Ltd., *Millenium Bridge-strengthening,* https://www.clevelandbridge.com/projects/case-studies/millennium-bridge-strengthening/, [Ziyaret Tarihi: 4 Nisan 2021].

açıklığında köprü iskelelerine yakın olacak şekilde; dikey sönümleme için kullanılan TMD' ler ise köprü açıklığının tam ortasına, açıklığın dış kısımlarında olacak şekilde konumlandırılmıştır (Şekil 2.6 (b)[5]) (Pavic ve diğ., 2002; Cleveland Bridge UK Ltd.).



(a) **(b)**

Şekil 2.6: Millenium Köprüsü (a) ve güverte altına yerleştirilen TMD' lerin konumu ile yapısı (b).

- **LAX Tema Binası**

1959' da Los Angeles havaalanı sahasında inşa edilen, beton bir iç kısım ile çelikten imal edilen dört adet kemer yapısından oluşan 44 m uzunluğundaki LAX Tema Binası (*LAX Theme Building*) (Şekil 2.7 (a)[6]) için 2010 yılında deprem yükleri nedeniyle oluşan sismik aktivitelere ve rüzgâr salınımlarına karşı daha iyi dayanım sağlanabilmesi amacıyla bir iyileştirme durumu söz konusu olmuştur. Bu iyileştirme, yapının istenmeyen titreşim ve salınımlardan daha az etkilenmesini sağlayacak bir güçlendirme niteliğinde olup yapının merkezine konumlandırılan beton iç kısmın tepesine çelik plakalar ile desteklenen 5400 MN ağırlığındaki bir TMD yerleştirilmiştir. TMD' nin rijitliğini sağlamak içinse plakaların altına sekiz adet kurşun-kauçuk taban izolatörü yerleştirilmiştir (Şekil 2.7 (b)) (Gilani ve diğ., 2012, Miyamoto International).



(a) **(b)**

Şekil 2.7: LAX Tema Binası (a) ve TMD yerleşiminin boy kesit görünümü (Gilani ve diğ., 2012) (b).

[5] http://www.gerb.com.cn/index.php?id=589&no_cache=1&tx_photogals_elementid=1601&tx_photogals_image=3&MP=503-1065 GERB Schwingungsisolierungen GmbH & Co. KG, *Tuned mass dampers reference list (excerpt)*, https://www.gerb.com/wp-content/uploads/2021/01/GERB_Structures_Brochure_EN_2018-07_view.pdf, [Ziyaret Tarihi: 4 Nisan 2021].

[6] https://hdgeosolutions.com/project/lax-airport-theme-building-seismic-upgrade/

- **Princess Tower**

Birleşik Arap Emirlikleri (BAE)' nin Dubai şehrinde bulunan, yapımına 2006' da başlanıp 2012' de tamamlanan dünyanın en yüksek yapılarından biri olan Prenses Kulesi (*Princess Tower*) bir gökdelen binası olup 414 m uzunluğundadır ve yapıda toplamda 107 kat bulunmaktadır. Bu gökdelen binası için ise güçlü rüzgâr kuvvetlerine karşı dayanımının sağlanabilmesi bakımından TMD' lerin farklı bir türü olan ayarlı sıvı sönümleyicisi, yapının 98. katına yerleştirilmiştir (Şekil 2.8)[7].



Şekil 2.8: Princess Tower.

- **Soldier Field**

Bir stadyum olan Soldier Field Amerika Birleşik Devletleri (ABD)' nin Chicago eyaletinde yer almaktadır. 2003 yılında yenileme faaliyetleri kapsamında yoğun ziyaretçi kalabalığından dolayı oluşan hareketliliğin sebep olduğu senkronize titreşimlerin ve istenmeyen salınımların kontrol edilmesi için stadyum üzerinde çeşitli uygulamalar gerçekleştirilmiştir (Şekil 2.9 (a)[8]). Bunlardan biri ana tribünün konsol kısımlarının uç bölümlerine her biri yaklaşık 20 ton olan ve yapısal çerçeve üzerinde ayarlanabilen çelik yaylar ve vizkos sönümleyiciler ile de desteklenen yirmi bir adet TMD eklenmiş olmasıdır. Bunun yanısıra TMD' lerin ivmesini ölçen ve titreşimleri kontrol eden altmış dört tane görüntüleyici sistem de eklenmiştir (Şekil 2.9 (b)) (Burns ve McLean, 2006; Thornton Tomasetti).

[7] *Princess tower facts and information*, The Tower Info, https://thetowerinfo.com/buildings-list/princess-tower/, [Ziyaret Tarihi: 5 Nisan 2021].
[8] Thornton Tomasetti, *Soldier Field-adaptive reuse*, https://www.thorntontomasetti.com/project/soldier-field-adaptive-reuse, [Ziyaret Tarihi: 10 Nisan 2021].



(a) **(b)**

Şekil 2.9: Soldier Field stadyumu (a) ve tribünün konsol kısımlarına yerleştirilen TMD' ler (Burns ve McLean, 2006) (b).

- **Kessock Köprüsü**

İskoçya' daki Kessock Köprüsü (*Kessock Bridge*)' nün inşaatı 1982 yılında tamamlanmıştır (Şekil 2.10 (a)). Köprüye ayarlı kütle sönümleyicileri de yine aynı yıl, köprünün kurulumu esnasında yerleştirilmiştir ancak TMD' lerin doğru bir şekilde çalışamamasından dolayı köprü üzerinde etkili olan hareketler nedeniyle oluşan titreşimler azaltılamamktaydı. Bu doğrultuda Kessock Köprüsü için ihtiyaç olan sismik iyileştirme neticesinde gerçekleştirilen uygulamalardan kaynaklı olarak köprü ağırlığının artması ile köprüye etkiyen dinamik faktörler de değişmiştir. Bu bağlamda 2016' da eski sönümleyiciler değiştirilerek yerine sekiz adet dikey TMD yerleştirilmiştir (Şekil 2.10 (b)[9]) (Millar Callaghan Engineering Services Ltd.).



(a) **(b)**

Şekil 2.10: Kessock Köprüsü (Morris, 2014) (a) ve köprüye yerleştirilen yeni TMD (b).

- **Capital Gate Kulesi**

İnşasına 2007 yılında başlanmış ve 2011' de tamamlanmış olan kompozit yapılı bir gökdelen formunda, 164.7 m uzunluğunda ve toplamda 37 kat bulunan Capital Gate Kulesi (*Capital Gate Tower*) BAE' nin başkenti Abu Dhabi' de yer almaktadır (Şekil 2.11). Dünyanın insan eliyle

[9] Millar Callaghan Engineering Services Ltd., *Kessock Bridge Tuned Mass Dampers*, http://millarcallaghan.co.uk/project/kessock-bridge-tuned-mass-dampers/, [Ziyaret Tarihi: 1 Nisan 2021].

yapılmış en eğik yapısı olmasının yanısıra yayalar için yapılmış bir de köprü bulunmaktadır. Ancak oluşan yaya kalabalığı ve dolayısıyla yoğun yürüyüş hareketliliği nedeniyle köprüde meydana gelen titreşimlerin kontrolü kapsamında 0.75 ton ağırlığındaki dikey TMD' lerden yararlanılmıştır (Gaspar, 2017; González, 2018, Szolomicki ve Golasz-Szolomicka, 2019).



Şekil 2.11: Capital Gate Tower (González, 2018).

- **Chao Phraya Köprüsü**

Tayvan' ın Bangkok şehrinde 1985' de inşa edilen Chao Phraya Köprüsü (*Chao Phraya Bridge*) 460 m uzunluğunda ve 32.4 m genişliğindedir (Şekil 2.12[10]). Çok sayıda çelik halat ile desteklenen ve oldukça uzun olan bu köprü, rüzgâr kaynaklı titreşimlerin kontrol edilebilmesi bağlamında kullanılan bir kontrol cihazı olarak TMD' nin uygulandığı ilk yapılar arasında bulunmaktadır. Söz konusu hedefi gerçekleştirebilmek içinse köprü tabliyesinin orta açıklığına köprü kesitinin içinde gömülü kalacak şekilde her biri 10 ton ağırlığında olan 16 adet düşey yönde çalışan TMD yerleştirilerek bir sönümleme sistemi oluşturulmuştur (Nawrotzki, 2008).

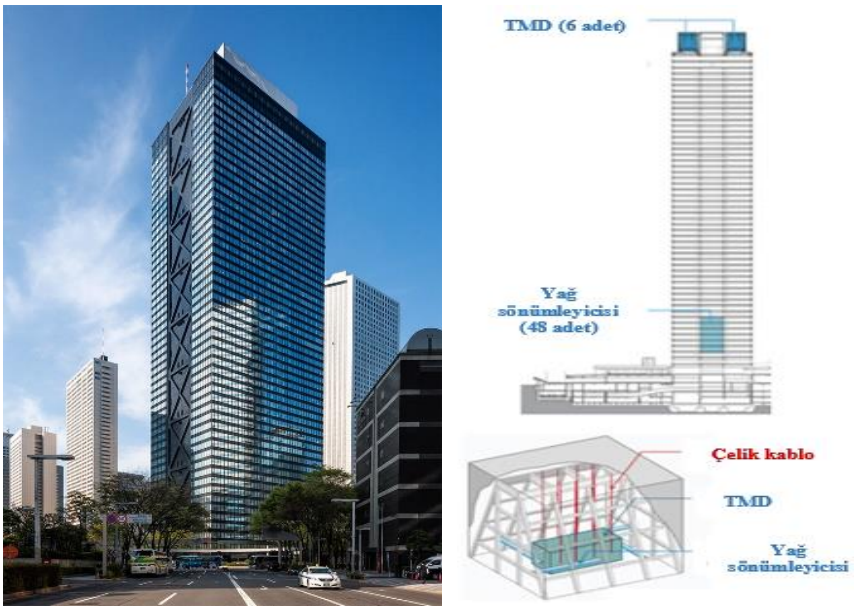


Şekil 2.12: Chao Phraya Köprüsü.

[10]https://www.dywidag-systems.com/fileadmin/global_content/Projects/Info-22/dywidag-systems-thailand-nonthaburi-bridge-2.jpg

- **Shinjuku Mitsui Binası**

Japonya' nın Tokyo şehrinde yapısal çelik kullanılarak 1974 yılında inşaatı tamamlanan Shinjuku Mitsui Binası (*Shinjuku Mitsui Building*) 220 m uzunluğunda ve 58 katlıdır (Şekil 2.13 (a)[11]). Uzun süren depremlerin oluşturduğu etkilerinden dolayı meydana gelen titreşimlerin azaltılabilmesi ve dolayısıyla yapının sismik olarak güçlendirilmesi bağlamında 2013-2015 yılları arasında gerçekleştirilen uygulamalar doğrultusunda yapının tepe konumuna büyük bir TMD yerleştirilmiştir. Japonya' da TMD' nin kullanıldığı ilk yapı olma özelliğine sahip bu binada her biri 300 ton ağırlığında olan sözkonusu TMD' den toplamda altı adet kullanılmıştır ve yine her biri sekiz adet çelik kabloyla da desteklenmektedir. Ayrıca yapının sismik olarak tasarımı sırasında belirlenen kısıtları aşan bir deprem oluşumu söz konusu olduğunda TMD' nin doğru bir şekilde yavaşlatılarak büyük bir yer değiştirme yapmasını önlemek içinse 5-10 katları arasına toplamda kırk sekiz adet yağ damperi de eklenmiştir (ana sönümleyiciler olan altı adet TMD' ye destek olması için de kullanılmıştır) (Şekil 2.13 (b)) (Mitsui Fudosan Co. Ltd. & Kajima Corporation, 2013; Hori ve diğ., 2016).



(a) **(b)**

Şekil 2.13: Shinjuku Mitsui Binası (a) ile TMD' nin konumu ve ayrıntısı (Mitsui Fudosan Co. Ltd. & Kajima Corporation, 2013) (b).

- **53 West 53 MoMA Kulesi (Tower Verre)**

ABD' nin New York eyaletinde, yapımına 2015 yılında başlanıp 2019' da tamamlanan 320 m uzunluğundaki yüksek yapılı MoMA Kulesi piramit formuna benzer şekilde tasarlanmıştır (Şekil 2.14[12]). Sahip olduğu bu tasarımdan kaynaklı olarak iç kolon sayısı da klasik yapılara

[11]Nihon Sekkei, *Shinjuku Mitsui Building*, https://www.nihonsekkei.co.jp/projects/1959/, [Ziyaret Tarihi: 2 Nisan 2021].
[12] http://skyscrapercenter.info/building/53-west-53/317

oranla daha azdır. Bu durum yapının dış etkenlerden dolayı hareket etmesini/salınım yapmasını önlemek için bir sönümleyici kullanılmasını gerekli kılmaktadır. Bu bağlamda sözkonusu kule yapısına etkiyen yoğun rüzgarlardan dolayı büyük salınımlar meydana geldiğinden toplamda 87 katlı olan yapının 74. ve 76. katları arasına 650 tonluk büyük bir kontrol cihazı (TMD) yerleştirilmiştir (Marcus ve diğ., 2017; Cubarrubia, 2020).



Şekil 2.14: 53 West 53 MoMA Kulesi.

- **Meydan Racecourse**

BAE' nin Dubai şehrindeki Meydan Hipodromu (*Meydan Racecourse*) bir yarış pisti niteliğinde inşaa edilmiş olup 2010 yılında hizmet vermeye başlamıştır (Şekil 2.15 (a)[13]). Stadyumun çatı bölümlerinde etkili olan rüzgar kuvvetlerinin iki farklı yönde oluşturduğu titreşimlerin kontrol edilebilmesi ve nihayetinde azaltılması bakımından hem dikey hem de yanal doğrultuda çalışan toplam otuz altı tane ayarlı kütle sönümleyicisi kullanılmıştır (Şekil 2.15 (b)) (Falu ve diğ., 2016; Taylor W., 2020).



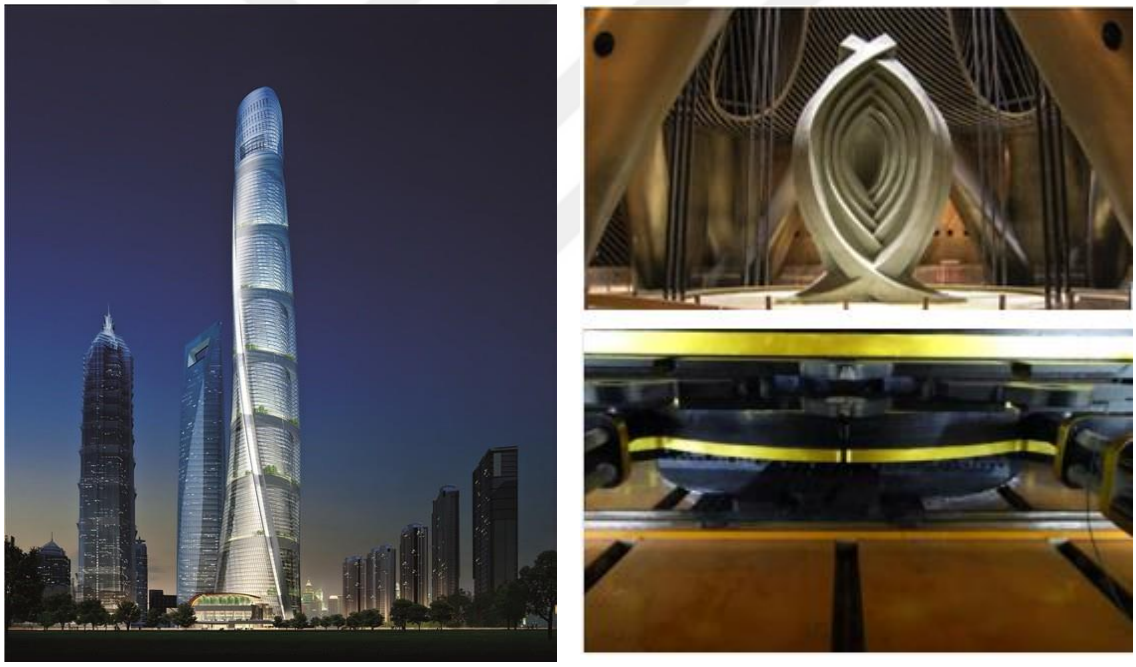
(a) **(b)**

Şekil 2.15: Meydan Hipodromu (a) ve kullanılan TMD' lerin yerleşimi (Taylor, W., 2020) (b).

[13] https://vincentloy.wordpress.com/2010/07/12/meydan-horseracing-complex-by-malaysian-architect-teoh-a-khing/

- **Şangay Kulesi**

2014 yılında inşası tamamlanan 121 katlı ve 632 metre uzunluğuna sahip Şangay Kulesi (*Shanghai Tower*) Çin' de bulunan en yüksek yapı olup dünyanın ise en yüksek ikinci binasıdır (Şekil 2.16 (a)). Şangay Kulesi yapıya gelen rüzgar yüklerinin azaltılabilmesi amacıyla sarmal bir formda tasarlanmış olup bu doğrultuda aynı zamanda bir de TMD eklenmiştir. Aynı zamanda deprem gibi sismik etkilerden dolayı oluşacak titreşim ve ivmelenmelerin de sönümlenmesi hedefiyle yararlanılan TMD kulenin en tepe noktasına yerleştirilmiş olup 1100 ton ağırlığında ve bir sönümleme sistemi üzerine asılı durumdadır (Şekil 2.16 (b)). Bu sistem ise TMD' nin, dört köşenin her birinde üçer tane olmak üzere on iki adet kabloyla desteklenerek bir sarkaç gibi hareket etmesi ve TMD hareketine karşı direnç oluşturarak ortaya çıkan enerjinin dağıtılmasını sağlayan mıknatıslı bir levha tabakasından oluşmaktadır (Rosenfield, 2013; Haskett ve Smith, 2017; Lee ve diğ., 2019).



(a) **(b)**

Şekil 2.16: Şangay Kulesi (Rosenfield, 2013) (a) ile yapıya yerleştirilen TMD (üst) ve sönümleme mekanizması (alt) (Haskett ve Smith, 2017; Lee ve diğ., 2019) (b).

2.3. OPTİMİZASYON VE METASEZGİSEL YÖNTEMLER

Herhangi bir mühendislik probleminin çözümlenmesinde ve modelin tasarlanmasında çok farklı alternatif senaryolar geliştirilebilmektedir. Ancak önemli olan bir husus vardır ki bu da problemin çözümlenebilmesinin yanısıra sözkonusu problemin nasıl çözümlendiği ve bu süreçte elde edilen faydalardır. Bu bağlamda hedef probleme yönelik olarak belirlenecek

tasarım kuralları, problemin çözümlenme aşamasında yol gösterici kaynaklar olacaktır. Bahsi geçen bu kuralların yerine getirilmesi ile birlikte hedeflenen ana tasarıma ulaşılmasında izlenen yol, yöntem ve yaklaşımlar bir çözümün en uygun/iyi yani optimum bir şekilde gerçekleşmesini mümkün kılmaktadır. Diğer yandan optimum çözümleme süreci en uygun/düşük maliyetli tasarımın elde edilmesi, ağırlığı minimize edecek yapısal parametrelerin bulunması, hedef projenin kar miktarının yükseltilmesi doğrultusunda kurgulanması, deprem gibi dinamik kuvvetlere karşın yeterli dayanımın sağlanarak yapının yanısıra yaşayan canlıların da güvenliğini sağlayacak şekilde modellenebilmektedir.

Öte yandan, herhangi bir tasarımın optimum olarak modellenmesi sorununda, belirlenen temel amaca/hedef işleve, gerekli görülen bazı koşulların yerine getirilerek ulaşılması hususu çeşitli aşamalar gerektirmektedir. Ancak ele alınan problemin karmaşıklığı her türlü olası çözüm veya çözüm kombinasyonunu araştırmayı engellemekte ve bu nedenle probleme yönelik kabul edilebilir yani makul bir süre içinde doğru/uygun alternatifler bulmak temel amaca dönüşmektedir. Bununla birlikte çok sayıda üyeden oluşan tasarımlarda söz konusu optimizasyon süreci uzun süreler dolayısıyla da yüksek maliyetler gerektirebilir. Bu bağlamda, optimizasyon uygulamalarında sıklıkla kullanılan yöntemlerden biri olan sezgisel yaklaşımların daha gelişmiş ve farklılaştırılmış versiyonu olan metasezgisel yöntemlerin davranışlarındaki rastgelelik ve olasılık durumlarının göz önüne alınması, çeşitli uygulamalar ve sorunlar açısından çözüm olabilmektedir.

Burada meta kelimesi öte veya ileri seviye anlamına gelmekle birlikte genellikle optimizasyona sürecine yönelik olarak diğer klasik yöntemlere kıyasla daha iyi performans göstermektedir. Ayrıca, tüm metasezgisel algoritmalar sahip oldukları rastgeleleştirme özelliği sayesinde yerel arama ile global yani küresel arama arasındaki değişim ve geçişi sağlamaktadır (Yang, 2010a).

Diğer yandan söz konusu metasezgisel algoritmaların geliştirilmesinde bazı süreçler dikkate alınmaktadır. Bu süreçler daha çok doğa ve doğanın içinde yer alan canlıların sahip olduğu bazı üstün yetenekler, yaşam biçimi, yaşama için gerekli olan hayati eylemler olmasının yanısıra yine doğa ve evrende gerçekleşen bazı fiziksel ve kimyasal süreçler, insanın sahip olduğu genetik yapı da bu algoritmaların tasarımında ilham kaynağı olmuştur. Burada, sözkonusu her bir süreç ve faaliyet matematiksel olarak ifade edilerek algoritmaların optimizasyon

süreçlerinde kullanılmasını ve hedeflenen en uygun çözümlere erişilmesini mümkün kılmaktadır. Örneğin, çiçek tozlaşma algoritmasında tozlayıcı canlıların çiçeğe doğru gerçekleştirdiği uçuş rasssal bir dağılım fonksiyonuyla simüle edilmiştir. Diğer yandan armoni arama yönteminde ise bir müzisyenin ilgili esere ait nota/tınıyı hatırlayarak dinleyicinin beğenisini kazanma doğrultusunda belirli bir perdeden çalması durumu ise bir algoritma parametresi vasıtasıyla temsil edilmiştir.

2.4. POPÜLASYON TABANLI METASEZGİSEL YÖNTEMLER

En sık tercih edilen optimizasyon yöntemlerinden biri olan popülasyon tabanlı metasezgisel algoritmaların temel dayanağı herhangi bir canlı türünün ve mensup olduğu koloninin, grup yani topluluk ve bu topluluğun gerçekleştirdiği çeşitli yaşamsal faaliyetler ve bazı özellikleridir. Örneğin bir karınca yiyecek ararken birçok alternatif yol içerisinden en kısa olanı bulmayı ve bu yolu kullanmayı; bir arı ise besin miktarının (nektar) en yoğun olduğu çiçeğe doğru yönelmeyi ve ondan faydalanmayı hedeflemektedir. Bu bağlamda söz konusu örneklerde olduğu gibi birçok canlı ve yaşadığı topluluğun sahip olduğu doğal yaşamsal davranışlardan esinlenilerek geliştirilen bazı popülasyon tabanlı algoritmalar şu şekilde özetlenebilir:

2.4.1. Evrimsel Algoritmalar

Evrim olarak bilinen ve canlıların var oluşundan gelişimine üremesinden çoğalması ve türünün devam etmesini sağlaması olarak birçok farklı adımdan oluşan bu doğal süreç var olan genetik özelliklerin farklılaşarak diğer nesillere aktarılmasında ve böylece doğal yaşamda varlığını sürdürebilecek olan canlıların seçilime uğrayarak onlar için bir çeşitlilik oluşmasını da sağlamaktadır. Bu bağlamda söz konusu evrim süreci aslında mevcut doğa koşullarına, sahip olduğu özellikler vasıtasıyla uyum sağlayabilmesi açısından güçlü yani dayanıklı olan bireylerin hayatta kalmasını mümkün kılmakta ve böylece her bir nesilde daha sağlıklı ve yaşamda tutunabilecek olan bireylerin ortaya çıkmasını da mümkün kılmaktadır. Bu doğrultuda süreç canlı genetiğinin yanısıra doğal yaşam koşullarının da bir tür eniyilemesi yani optimizasyonu olarak kabul edilebilmektedir. Söz konusu faktörlerin dikkate alınması doğrultusunda geliştirilmiş bazı algoritmalar ise şu şekildedir:

- **Genetik Algoritma**

Genetik algoritma (*genetic algorithm: GA*) 1975 yılında Holland tarafından, canlıların sahip olduğu genetik yapı ve bu genetiğe dayalı bazı özelliklerin yanısıra mutasyon, rekombinasyon

yani çaprazlama, seçilim vb. gibi özel süreçler göz önünde bulundurularak tasarlanan ve bu bağlamda canlı türlerinin biyolojik evriminden ilham alınarak oluşturulmuş bir algoritmadır. Algoritmanın tasarlanmasında ise bazı kurallar dikkate alınmıştır. Örneğin farklı canlı türleri, belirli bir alanda hayatta kalmak için mücadele eden ve birbiriyle yarış halinde olan bireylerin mensup olduğu popülasyonlar içerisinde gelişmektedir. Bir önceki nesilde var olan mevcut bireylerin genleri arasında oluşan çaprazlama veya mutasyon sonucunda yeni bireyler doğmaktadır. Bulunduğu çevreye daha iyi uyum sağlayan türler hayatta kalmakta ve üreme şansları daha fazla olmaktadır. Bu anlamda genetik algoritmanın optimizasyon süreçlerine yönelik adaptasyonu da söz konusu kurallar yoluyla gerçekleştirilmektedir. Daha açık bir şekilde ifade etmek gerekirse başlangıç popülasyonunda yer alan her bir aday vektör canlı türlerinin sahip olduğu kromozomlar tarafından temsil edilmekte, vektörlerde yer alan her bir çözüm (probleme ait tasarım değişkenleri) kromozomlardaki genotip bilgileri sayesinde kodlanmakta yani genetik olarak şifrelenmekte ve ele alınan problemin niteliğine göre türlerin uygunluk değerinin yüksek olması hayatta kalma şanslarını artırmaktadır (bir sonraki nesle aktarılacak bireyler) (Holland, 1975; García-Martínez ve diğ., 2018).

- **Diferansiyel Evrim**

Diferansiyel evrim (*differential evolution: DE*) optimizasyon algoritması 1995 yılında Rainer Storn ve Kenneth Price tarafından geliştirilen bir algoritmadır. Bu algoritma, GA' nın bir versiyonu olarak görülebildiğinden GA' da olduğu gibi mutasyon, çaprazlama ve seçim süreçleri gerçekleştirilmektedir. İlk olarak mutasyon aşamasında popülasyondan rastgele seçilmiş iki farklı birey arasındaki fark bir parametre yardımıyla (*ağırlıklandırma ölçeği:* F) ağırlıklandırılarak seçilen üçüncü çözüme eklenir. Ardından genler arasında bir çeşitlilik oluşturması için çaprazlama işlemi uygulanır ve ilgili çözümün nihai değerini belirlemek için *çaprazlama sabiti* (CR) olarak bilinen ikinci bir parametreden yararlanılır. Bu parametre ilgili çözüm için, mutasyona uğramış değer ile başlangıç değeri arasında bir çaprazlama işlemi gerçekleştirmekte ve belirli bir olasılığa göre bu iki çözümden biri olarak belirlenmektedir. Son aşamada ise tüm popülasyon içerisinden en uygun yani gelecek nesilde hayatta kalacak olanın belirlenmesi yaklaşımı uygulanmaktadır (Rogalsky ve diğ., 2000; Storn, 2008).

- **Biyocoğrafya Tabanlı Optimizasyon**

2008 yılında Dan Simon tarafından canlıların coğrafya üzerindeki dağılımı yani yaşadığı habitattan (doğal yaşam alanı) diğer bir coğrafi alana olan göçü, yeni türlerin ortaya çıkış şekli

ve canlı türlerinin yok oluş biçimlerinden esinlenilerek geliştirilmiş evrimsel algoritmaların bir türü olan biyocoğrafya tabanlı optimizasyon (*biogeography-based optimization: BBO*) algoritmasının aynı zamanda bu tür algoritmaların başlangıç noktası sayılabilecek GA (çözümler için bir uygunluk işlevinin kullanılması) ve DE' nin yanı sıra PSO (oluşan her bir yeni nesildeki canlıların süreç sonuna kadar yaşamını sürdürmesi) ile de birçok ortak noktası bulunmaktadır. Ancak BBO' da uygulanan temel stratejiler canlıların göçü ve mutasyonu olarak adlandırılmaktadır. Bu aşamalar ise canlıların yerleşimi için uygun alanların belirlenmesini sağlayan algoritmaya özgü bir parametre tarafından gerçekleştirilmekte olup habitat uygunluk indeksi (HSI) olarak adlandırılmaktadır (Simon, 2008).

2.4.2. Doğadan İlham Alan Algoritmalar

Doğadan ilham alan metasezgisel algoritmalar gerçek tabiat yaşamı içerisinde varlığını sürdüren çeşitli hayvanların ve bitkilerin yanısıra içinde yaşadığımız dünyada gerçekleşen ekolojik ve biyolojik süreçlerin, evrenin, ayrıca insanın da sahip olduğu bazı özellikler doğrultusunda ifade edilmiş olan optimizasyon yöntemleridir. Bu doğrultuda sözkonusu algoritmalar örneğin çiçekli bir bitkinin sahip olduğu özel aromatik kokular sayesinde böcek, arı, kuş gibi bazı canlıları kendisine çekerek tozlaşma sürecinin gerçekleşmesi, karıncanın yiyeceğini ararken izlediği yola bıraktığı feromon adlı salgı sayesinde diğer karıncaları da bilgilendirmesi, dünyanın doğal olarak sahip olduğu yer çekimi özelliği vb. gibi durumlardan ilham alınarak önerilmiştir. Bu tür algoritmaların sahip olduğu çeşitli alt sınıflar ve optimizasyon anlamında esinlendikleri durumlar aşağıdaki gibi özetlenebilir:

2.4.2.1. Sürü Zekasına Dayalı Algoritmalar

Sürü zekâsına dayalı doğadan ilham alan algoritmalar, adından da anlaşılabileceği üzere bir sürü/koloni halinde yaşayan kuş, balık, arı, karınca vb. gibi canlı topluluklarının her bir bireyi tarafından gerçekleştirilen türe özgü yaşamsal faaliyetler temel alınarak geliştirilmiştir (Şekil 2.17[14]). Bu faaliyetler sürü içindeki canlıların birbirleriyle iletişim kurması, görev paylaşımı, avlarının yerlerini tespit etmesi, yiyecek veya barınma yerlerinin belirlenmesi için izlenecek rotanın bulunması gibi bazı doğal davranışlardır. Algoritmaların kaynağının "*sürü zekâsı*" olmasının sebebi ise bahsi geçen faaliyetlerin gerçekleştirilmesinde bazı özel davranış biçimleri, türe özgü ayırt edici özellikler, akılcı stratejik uygulamaların kullanılması olup bunlar

[14] https://unanimous.ai/two-new-patents/
Ant colony optimisation algorithm, https://baobabsoluciones.es/en/blog/2019/12/04/ant-colony-optimisation-algorithm/, Baobab Soluciones, [Ziyaret Tarihi: 20 Nisan 2021].

canlının mensup olduğu tüm sürüyü haberdar edecek ve yönlendirecek faktörlerdir.



(a) Kuş sürülerinin uçuş stratejisi



(b) Balıkların birlikte hareketi (MacDonald, 2017).



(c) Arıların iletişim hali (van Gelder, 2018).



(d) Karıncaların yiyecek ararken birbirini takip hali**.**

Şekil 2.17: Sürü zekâsına dayalı algoritmaların geliştirilmesinde esinlinilen bazı canlı sürüleri ve gerçekleştirdikleri topluluk stratejisi.

Bunun yanısıra sürü zekâsı algoritmalarının çok fazla tercih edilmesinin sebeplerinden bazıları esnek yani farklı problem türlerine uyum sağlayabilmesi, çok yönlü olması ve doğrusal olmayan gerçek dünya problemlerini çözme konusunda oldukça verimli olmasıdır (Yang ve Karamanoglu, 2013). Aşağıda sürü zekasına dayalı olarak optimizasyon problemlerine yönelik kullanılan bazı algoritmalar ve özellikleri detaylı bir şekilde açıklanmıştır:

- **Parçacık Sürü Optimizasyonu**

Sürü zekasına dayalı ve popülasyon tabanlı metasezgisel yöntemlerin birçoğunun temel aldığı optimizasyon algoritması olan parçacık sürü optimizasyonu (*particle swarm optimization: PSO*) 1995 yılında Kennedy ve Eberhart tarafından geliştirilmiştir. Bu algoritmanın çalışma modeli bir kuş sürüsü veya balık kolonisi gibi topluluk halinde yaşayan canlıların, ait oldukları popülasyon içindeki yaşamsal faaliyetleri ve avcı hayvanlardan kaçınmak, yiyecek aramak, yaşanılan çevrenin sıcaklık gibi bazı koşullarını düzenlemek vb. gibi davranışları örnek

alınarak oluşturulmuştur (Kennedy ve Eberhart, 1995). Bu gibi davranışlar sürülerin yaşadıkları çevreyi koruyarak yaşam koşullarını iyileştirmek olarak düşünülebileceğinden optimizasyon sürecinde her bir birey parçacık olarak isimlendirilen birer aday çözüm olmakta ve her birinin kendine özgü belirli bir hızı bulunmaktadır. Bu hız ise parçacıkların sürü içindeki lider canlıya göre konumunu iyileştirebilmesi bakımından önemli bir parametredir.

- **Karınca Kolonisi Algoritması**

Karınca kolonisi optimizasyonunun (*ant colony optimization: ACO*) temeli karınca sistemi (*ant system*) olarak bilinen ve 1990' ların başında M. Dorigo tarafından geliştirilen bir algoritmaya dayanmakta olup karınca kolonilerinin yaşamsal faaliyetlerinden biri olan yiyecek arama davranışından ilham alınarak geliştirilmiştir. Karıncaların bu davranışında amaçları besin kaynağı ile yuva arasındaki en kısa yolu bulmaktır. Karıncalar bunu gerçekleştirirken kendilerine özgü bir sıvı olan feromonu besin-yuva güzergâhına bırakarak ilerler ve böylece her bir koloni üyesi tarafından yol üzerinde çeşitli oranlarda feromon izleri oluşturulmuş olur. Bu sayede diğer karıncalar tarafından feromon yoğunluğu algılanarak besin kaynağına ulaşmak için hangi yolun daha kısa olduğu hakkında bilgilenmeleri ve diğer karıncalarla da bu bilgiyi paylaşmaları mümkün olmaktadır (Dorigo ve Di Caro, 1999; Dorigo ve diğ., 1999).

- **Ateşböceği Algoritması**

Ateşböceği algoritması (*firefly algorithm: FA*) Xin-She Yang tarafından 2007' de geliştirilmiş popülasyon tabanlı metasezgisel yöntemlerden biridir. Algoritmanın optimizasyon sürecine yönelik modellenmesi ise ateşböceklerinin doğal bir özelliği olan ve diğer ateşböcekleriyle iletişim kurma ve avcı canlılara karşı koruma mekanizması oluşturma gibi durumlarda etkili olan yanıp sönme yeteneği esas alınarak gerçekleştirilmiştir. Diğer yandan FA' nın optimizasyon problemlerinde kullanılabilmesi için popülasyondaki tüm ateşböceklerinin diğerlerini kendisine çekebileceği, iki yanıp sönen ateşböceğinden daha az parlak olanın daha parlak olana doğru uçacağı ve ateşböceğinin kendisinden daha parlak bir böcek olmadığı durumda rassal olarak hareket edeceği gibi bazı kabuller yapılmıştır (Yang, 2010a).

- **Gri Kurt Sürüsü Optimizasyonu**

Gri kurt veya bozkurt sürüsü optimizasyonu (*grey wolf optimization: GWO*) Mirjalili ve diğ. (2014) tarafından doğada sürü halinde yaşayan gri kurtlar arasındaki liderlik hiyerarşisi ve bu yolla gerçekleştirilen avlanma stratejisi yoluyla geliştirilmiştir. Söz konusu hiyerarşide alfa (baş

lider: α), beta (yardımcı: β) ve delta (beta kurdundan gelen bilgileri daha güçsüz kurtlara ileten: δ) olarak tanımlanan üç farklı lider kurt bulunmakta ve bunlar sürünün yaşamsal faaliyetlerini kontrol etmektedir. Kalan diğer kurtlar ise omega (ω) kurdu olarak adlandırılmakta ve sürüdeki en zayıf kurtlar olarak görülmektedir. GWO' nun optimizasyon sürecine yönelik olarak nitelendirilebilmesi içinse kurtların gerçekleştirdiği grup avı öne çıkmaktadır.

- **Guguk Kuşu Optimizasyonu**

Süzü zekâsına dayalı algoritmadan bir diğeri ise guguk kuşu arama (*cuckoo search: CS*) yöntemi olup Xin-She Yang ve Suash Deb tarafından, 2009 yılında guguk kuşlarının parazitlik yoluyla gerçekleştirdiği üreme stratejilerinden yola çıkılarak geliştirilmiştir. Kuluçka parazitliği olarak adlandırılan bu strateji guguk kuşlarının yumurtalarını farklı türdeki kuşların yuvalarına bırakmasıyla ilgilidir. Guguk kuşlarının böylesi bir yaşamsal faaliyetinin optimizasyon problemlerine yönelik olarak simüle edilebilmesi içinse bazı varsayımlar yerine getirilmelidir. Bunlar; guguk kuşlarının rassal olarak belirlenmiş farklı bir yuvaya sadece bir yumurta bırakabilmesi, bir sonraki nesilde yalnızca en sağlıklı olan yumurtaların kalabilmesi ve diğer yuvanın sahibi olan kuşun guguk yumurtalarını farketmesi durumunda yuvadan atabilmesi veya yuvasını terk ederek yeni bir yuva oluşturabilmesi olarak ifade edilebilir (Yang ve Deb, 2009).

- **Altın Kartal Optimizasyonu**

Altın kartal optimizasyonu (*golden eagle optimizer: GEO*) yırtıcı bir kuş türü olan altın kartalların avlanma faaliyetleri ve bu süreçte kullandıkları bazı özel startejilerinin sürü zekâsına dayalı bir eniyileme yaklaşımı olarak modellenmesi yoluyla 2020 yılında A. Mohammadi-Balani, M.D. Nayeri, A. Azar ve M. Taghizadeh-Yazdi tarafından geliştirilmiştir. Bu algoritmanın temel oluşum kaynağı ise altın kartalların av arama sürecinde izledikleri seyir haliyle birlikte avlarını yakalama esnasında kullandıkları hız dolayısıyla da enerjilerini ayarlayabilme yeteneği olup amaç en iyi/fazla avı en uygun yaşam alanında ve olabilecek en kısa sürede yakalayabilmektir (Mohammadi-Balani ve diğ., 2020).

- **Yarasa Algoritması**

2010 yılında Xin-She Yang tarafından, yarasaların avlarının yerini keşfetme, engellerden kaçınma gibi faaliyetlerini gerçekleştirmesinde fayda sağlayan doğal bir özelliği olan ekolokasyon davranışı popülasyon tabanlı yöntemlerden biri olan yarasa algoritmasının (*bat algorithm: BA*) geliştirilmesine ön ayak olmuştur. Söz konusu algoritmanın optimizasyon

problemlerinde kullanımının sağlanmasındaysa gerçekte var olan bazı durumlar uygulamaya yönelik olarak idealize edilmiştir. Örneğin bir X_i konumundaki yarasanın V_i hızında sabit frekans, değişken dalga boyu ve ses yüksekliği ile rastgele uçarak hareket etmesi, yayılan ses dalgalarının frekansının otomatik olarak ayarlanabilmesi, ses şiddetinin çok büyük bir değerden küçük bir değere doğru değişim göstermesi vb. bunlardan birkaçıdır (Yang, 2010b).

- **İstilacı Yabani Ot Optimizasyonu**

Bir tarım alanında yetiştirilen ürünlerin arasında hızlı bir şekilde büyüyerek yayılabilen, ortaya çıktığı çevreye kolayca uyum sağlayabilen ve bu nedenle de yetiştirilen ürünlere oldukça zarar veren yabani otların (herhangi bir ağaç, çalı vb. gibi bitkiler varsayılabilir) bu yaşamsal faaliyeti istilacı yabani ot optimizasyonu (*invasive weed optimization: IWO*) adlı bir tür popülasyon tabanlı metasezgisel algoritmanın temelini oluşturmuştur. A.R. Mehrabian ve C. Lucas tarafından 2006 yılında geliştirilen bu algoritma sözkonusu yabani otların kolonileşme stratejisinden yola çıkılarak tasarlanmış olup IWO' nun optimizasyon sürecine yönelik kullanılabilirliğinin sağlanması için ifade edilen varsayımlardan bazıları belirli bir bölgede bulunan yabani ot tohumu sayısının sınırlı olması ve her birinin de asıl bitkiye dönüşerek yeniden tohum üretebilmesi, tohumların mevcut alanda rassal bir şekilde yayılması, sadece en uyumlu olan otların hayatta kalabilmesi vb. olarak sayılabilir (Mehrabian ve Lucas, 2006).

2.4.2.2. Fiziksel/Kimyasal Süreçler Yoluyla Geliştirilen Algoritmalar

Her bir maddenin doğal bir hali bulunmakta ve bu doğal hal çevrede bulunan bazı faktörler (sıcaklık, nem, kimyasal ilaçlar veya atıklar, asit veya baz yapısındaki diğer maddeler, basınç vb.) nedeniyle değişime uğrayabilmektedir. Bu değişim ise genel anlamda fiziksel ve kimyasal olmak üzere iki farklı kola ayrılmaktadır. Örneğin buz kalıbı halinde bulunan donmuş olarak bulunan bir madde (su vb. gibi) ortamın sıcaklığı yoluyla zamanla yine başlangıç haldeki sıvıya dönüşebilmekte ve bu süreçte sıvının içyapısında herhangi bir kalıcı değişim olmamasından dolayı fiziksel değişim söz konusu olmaktadır. Diğer yandan bir demir metalinin yine sıcaklık etkisiyle pas tutması aslında onun havada bulunan oksijen ile tepkimeye girerek yanma reaksiyonu geçirmesi veya yine ortamda bulunan fazla nemden ve sıcaklık farklılığından kaynaklı olarak limon, domates, peynir vb. gibi bir yiyeceğin üzerinde mantar olarak gelişen bir küf yapısının meydana gelmesi gibi bazı süreçler ise maddenin kimyasal değişime uğradığını göstermektedir. Doğada ve hatta evrende gerçekleşen bu gibi ve daha birçok farklı sürecin de dikkate alındığı ve tasarımına ön ayak olduğu metasezgisel algoritmalardan bazıları ise aşağıda görülebilmektedir:

- **Büyük Patlama Büyük Çöküş Optimizasyonu**

Erol ve Ekşin (2006) büyük patlama-büyük çöküş (*big bang-big crunch*: *BB-BC*) optimizasyon algoritmasını kainatın oluşum ve gelişim sürecinde gerçekleşen bazı olaylardan yola çıkarak önermiştir. BB-BC' nin geliştirilmesinde ilham alınan temel olay ise evrenin oluşumu sırasında meydana gelen iki farklı fiziksel süreçtir. Bunlardan ilki büyük patlama olarak adlandırılmakta olup sözkonusu patlamadan dolayı oluşan enerji kaybı evrende bir düzensizlik oluşturur ve bu durum ortaya çıkan parçacıkların evrende rassal bir şekilde dağılmasına yol açar. İkinci aşama olan büyük çöküşte ise bu parçacıklar belirli bir düzen içerisine girerek temsili bir kütle merkezi meydana getirir. Oluşan kütle merkezi ise optimizasyon problemlerinde çıktı olarak belirlenen uygunluk fonksiyonu olarak simüle edilmektedir.

- **Çarpışan Gövdeler Optimizasyonu**

Kaveh ve Mahdavi tarafından 2014' de geliştirilen bir metasezgisel algoritma olan çarpışan gövdeler optimizasyonu (*colliding bodies optimization: CBO*) iki cisim arasında gerçekleşen tek boyutlu çarpışmayı yöneten fizik kurallarına yani momentum ve enerji yasalarına dayanmaktadır. Bu bağlamda iki farklı cismin birbiriyle çarpışması durumunda toplam momentumun korunması ilkesinden dolayı cisimler minimum enerji seviyelerine doğru hareket etmektedir. Sözkonusu cisimlerden her biri optimizasyon yaklaşımında birer aday çözüm olup çarpışan gövde olarak adlandırılmakta ve tüm cisimler sabit ve hareketli olarak iki ayrı gruba ayrılmaktadır. Burada hareketli olan cisim sabit cismi takip eder ve aralarında gerçekleşen çarpışma sonucunda hem hareketli cismin konumunda bir değişim ve iyileşme hem de sabit cismin daha iyi bir konuma taşınımı söz konusu olmaktadır. Çarpışma sonucunda her iki cisim için de konumların yenilenebilmesi için sahip olunan hızlara yönelik olarak çarpışma kuralları uygulanmaktadır (Kaveh ve Ghazaan, 2018).

- **Karadelik Algoritması**

Popülasyon tabanlı metasezgisel algoritmalardan biri olarak bilinen ve aslında PSO' nun bir uzantısı olarak görülen karadelik algoritması (*blackhole algorithm: BH*) Hatamlou (2013) tarafından önerilmiştir. BH, uzayda karadelik olarak bilinen bir gök cisminin oluşumdan ilham alınarak geliştirilmiş olup her bir optimizayon aşamasında amaç işlevi açısından en iyi olan aday çözüm sözkonusu karadeliği temsil etmektedir. Geriye kalan diğer aday çözümler ise yıldız olarak tanımlanmak üzere bu çözümler (yıldızlar) karadeliğe doğru rassal olarak hareket etmekte ve deliğin etrafına doğru bir çekime uğramaktadır. Burada herhangi bir yıldızın

karadeliğe çok fazla yakınlaşması durumunda sözkonusu yıldız karadelik tarafından yutularak yok olmakta ve bu nedenle yeni bir yıldızın yani aday çözümün oluşturulması gerekmektedir.

2.4.2.3. Canlıların Yaşamsal Faaliyetlerinden İlham Alan Algoritmalar

Doğada varolan her türlü canlının yaşamını sürdürebilmesi için sahip olması gereken bazı hayati fonksiyonlarla birlikte çeşitli özel davranış biçimleri, adaptasyonlar ve bunların yanısıra gerçekleştirilen önemli yaşamsal faaliyetler bulunmaktadır. Bunlardan birine örnek olarak çiçekli bitkilerin üreme faaliyeti ve bu aşamada gerçekleşen bazı biyolojik süreçler gösterilebilir. Burada çiçekli bitkilerin üremesi ve türlerinin devamlılığının sağlanması yolunda polen adı verilen çiçek tozunun erkek organdan dişi organa geçişi söz konusudur. Yani çiçeğe ait erkek organ dişi organa taşınmakta ve bu şekilde gerekli üreme süreci sağlanmaktadır. Bu süreç çiçeğin kendi yapısı içerisinde direkt olarak organlar arasında oluşabilecekken rüzgar, su veya arı, böcek, yarasa gibi bazı taşıyıcı canlılarla da gerçekleşebilmektedir. Bu ve bunun gibi bazı yaşamsal faaliyetlerin ilham kaynağı olduğu algoritmaların bazıları aşağıda özetlenmiştir:

- **Çiçek Tozlaşması Algoritması**

Çiçek tozlaşma algoritması (*flower pollination algorithm: FPA*) 2012 yılında çiçekli bitkilerin sahip olduğu doğal bir süreç olan tozlaşma faaliyetinden yola çıkılarak Xin-She Yang tarafından geliştirilmiş olup popülasyon tabanlı bir optimizasyon yöntemi olarak benimsenmiştir (Yang, 2012). FPA' nın sahip olduğu bu özellik, çiçekli bitkilerin polen taşıyıcıları olarak da bilinen doğadaki bazı böcek veya kuş türlerinin yanısıra rüzgâr vasıtasıyla da gerçekleştirilebilen tozlaşma faaliyetini esas almaktadır. Bu süreçte söz konusu polen taşıyıcılarının, çiçeklerin sahip olduğu güzel, etkileyici ve parlak renkleriyle birlikte hoş kokularından kaynaklı olarak bitkilere yönelimi mümkün olmakta ve bu şekilde bir üreme süreci olarak gerçekleşen tozlaşma meydana gelebilmektedir. Bu süreçte bilinmektedir ki tozlaşma iki farklı yolla oluşabilmektedir: biyotik/çapraz tozlaşma ve abiyotik/kendi kendine tozlaşma. Bunlardan *biyotik* yani çapraz tozlaşma söz konusu polen taşıyıcıları tarafından iki farklı çiçek veya aynı tür çiçeğin iki farklı bireyi arasında meydana gelmekte iken *abiyotik* yani kendi kendine tozlaşma ise tek bir çiçeğin kendi yapısında oluşmaktadır. Her iki tozlaşma türünün de oluşum ve gerçekleşme mekanizmaları Şekil 2.18' de görülebilmektedir[15]:

[15]https://geniusteacher.in/community/grade-6/biology/pollination.html



(a) Çapraz tozlaşma **(b)** Kendi kendine tozlaşma

Şekil 2.18: Tozlaşma türlerinin gerçekleşme mekanizmaları.

- **Yapay Alg Algoritması**

Bir tür fotosentetik canlı olan mikroalglerin davranışları, adaptasyon süreçleri ve yaşamsal faaliyetleri sırasında gerçekleştirdiği hareketlere bağlı olarak önerilen yapay alg algoritması (*artificial algae algorithm: AAA*) S.A. Uymaz, G. Tezel ve E. Yel tarafından 2015 yılında geliştirilmiştir (Uymaz ve diğ., 2015). Söz konusu metasezgisel algoritmanın optimizasyon sürecine yönelik olarak temel olduğu asıl nokta ise gerçek alglerin gerçekleştirdiği fotosentez faaliyetidir. Algoritmada temsil edildiği şekliyle her bir aday çözüm bir alg kolonisi olarak ele alınmakta ve yine her bir koloninin de fotosentez yapabileceği ve bu esnada bir ışık kaynağına doğru hareket edebileceği, bulunduğu çevreye uyum sağlayabileceği, var olan baskın türleri değiştirebileceği ve aynı zamanda bölünme ile çoğalabileceği varsayılmıştır. Bu bağlamda söz konusu koloni tek bir hücre gibi davranarak birlikte hareket etmekteyken kolonideki alg hücreleri uygun olmayan yaşam koşulları altında ölebilmektedir. Ancak besinin yeterli olduğu ve yeterince ışığın alınabildiği durumlarda alg kolonisi bölünmeyi gerçekleştirebilmekte ve bu sayede yeni bireylerin üremesi sağlanabilmektedir. Diğer yandan alg kolonisi bulunduğu çevre koşullarında yeterince büyüme sağlayamadığı takdirde çevreye uyum sağlamaya çalışmakta ve bu şekilde mevcut durumdaki baskın canlı türünün değişmesi mümkün olmaktadır. Söz konusu süreç optimizasyon problemlerine yöenlik olarak en zayıf ve en güçlü alg topluluklarının ortaya çıkarılması ve çevre koşullarına bağlı olarak alglerin yaşamını sürdürebilmesi doğrultusunda gerçekleştirilmektedir.

- **Ağaç-Tohum Algoritması**

Ağaçlar ve tohumları arasındaki doğal bir ilişki olan ağaçların tohumları sayesinde doğada çoğalmalarına bağlı olan bir yaklaşıma dayalı olarak geliştirilen bir diğer metasezgisel yöntem

ise ağaç-tohum algoritması (*tree-seed algortihm: TSA*) olarak adlandırılmakta olup algoritmanın optimizasyon yaklaşımı ilk defa Kiran (2015) tarafından ortaya konulmuştur. Bu algoritmanın çalışma prensibinde ağaç ve tohumlarının konumu bir optimizasyon problemindeki olası çözümler olarak varsayılmaktayken temel amaç belirli bir ağaçtan üretilen birden çok tohum arasından en iyi konuma sahip olanı belirlemek ve bir ağaç haline gelmesini sağlamaktır. Olası aday çözümler olarak temsil edilen diğer tüm tohumlar için yeni konumlar belirlenirken ise algoritmaya özgü bir parametre olan arama eğilimi adı verilen bir katsayıdan yararlanılarak seçim gerçekleştirilir. Bu seçim sonucunda tohumların konumu ya en iyi çözüm ya da belirlenecek herhangi bir ağaç konumuna göre belirlenebilmektedir.

2.4.2.4. İnsan ve Özelliklerine Bağlı Olarak Geliştirilen Algoritmalar

İnsan doğası gereği sürekli olarak çalışmaya ve bu doğrultuda yeni şeyler öğrenerek tecrübe kazanmaya yatkın bir varlıktır. Ayrıca sahip olduğu yeteneklerle birlikte hafıza gücü de insanın kazandığı tecrübelerle birleşerek ortaya daha kompleks ve gelişmiş bir yapının çıkmasını sağlamaktadır. Tüm bu avantajlı özellikler sayesinde insanın herhangi bir problem yaşaması durumunda daha önceden yaşayıp tecrübe ettiği bazı koşullara yönelik olarak daha dikkatli ve iyileştirici faaliyetlerde bulunmasına ve bu sayede sorunu daha hızlı veya daha az zararla çözmesine karşı fayda sağlayacaktır. Burada insanın sahip olduğu bu tür yetenekler ve özellikler aslında birer optimizasyon aracı olarak kabul edilebilmektee ve bu doğrultuda yararlanıbilmektedir.

- **Lig Şampiyonluğu Algoritması**

Lig şampiyonluğu algoritması (*league champion algorithm: LCA*) bir spor liginde yer alan birden çok takım arasındaki en iyi yani lider takımın belirlenmesine dayalı olarak 2009 yılında A.H. Kashan tarafından geliştirilmiştir. Burada her bir takım olası aday çözümleri, takımların yer aldığı lig ise çözüm popülasyonunu temsil etmek üzere toplam optimizasyon yineleme adımı olarak varsayılan belirli bir sezon/süre boyunca her bir takım arasında gerçekleştirilen maçlar sonucunda daha iyi olan takım, optimizasyonun ana hedefine yani amaç fonksiyonuna bağlı olarak belirlenmektedir. Bu bağlamda takımlar yani olası çözümler arasında gerçekleştirilen maçlarda takımların ya kazanma ya da kaybetme olasılığı vardır. Optimizasyon yaklaşımı olarak çözümlerin iyileştirilmesi süreci ise takımların bir sonraki maçı için hazırlanmaları olarak gerçekleştirilmekteyken oyun tarzı, diziliş şekli gibi bazı durumlardaki değişiklikler ise yeni bir çözümün nasıl oluşturulduğunu yansıtmaktadır (Kashan, 2009; Abdel-Basset ve diğ., 2018).

- **Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyon**

Rao ve diğ. tarafından 2011 yılında önerilen popülasyon tabanlı bir metasezgisel algoritma olan öğretme-öğrenme tabanlı optimizasyon (*teach-learn based optimization: TLBO*) bir öğretmenin herhangi bir sınıf içindeki öğrenciler üzerindeki öğretme yetisi ve etkisi doğrultusunda öğrencilerin bilgilerini artırmaları ve birbirleri ile etkileşim halinde olarak bilgilerini paylaşmalarıyla öğrenim düzeylerini iyileştirme süreci temel alınarak geliştirilmiştir. Bu bağlamda öğretmenlerin temel görevi, öğrencilerin bilgi düzeylerini artırarak daha yüksek notlar almalarını sağlamaktır. Böylece sınıftaki öğrencilerin ortalama bilgi düzeyi de iyileştirilebilmektedir. Ayrıca öğrenciler sadece kendi sahip oldukları bilgileri değil aynı zamanda diğer öğrencilerle kurdukları iletişim doğrultusunda kazandıkları bilgilerle veya araştırma yoluyla da notlarını geliştirebilirler. Bu doğrultuda optimizasyon süreci en bilgili/deneyimli kişi olarak görülen öğretmen ile sınıfta bulunan diğer öğrenciler arasında gerçekleştirilmektedir (Rao ve diğ., 2011).

2.4.3. Metasezgisel Algoritmalarla Optimizasyon Uygulamaları

Optimizasyonun herhangi bir problem veya durum için ideal olan koşulların ayarlanması, problem parameterleri arasındaki dengenin sağlanması ve nihayetinde ilgili modelin iyileştirilmesi veya geliştirilmesini sağlayan bir süreç olduğu bilinmektedir. Bu süreci gerçekleştirmek içinse çok sayıda ve farklı türde optimizasyon metodolojileri kullanılabilmektedir. Bu bağlamda, optimizasyon yaklaşımına dayanan ve hedef olarak bulunması istenen çözümlerin geliştirilmesinde fayda sağlayan yöntemlerden biri olarak metasezgisel algoritmalardan sıklıkla yararlanılmaktadır.

Metasezgisel algoritmalar doğa, canlıların yaşamsal özellikleri, avlanma hiyerarşisi, beslenme davranışları, yiyecek arama vb. gibi farklı ve çeşitli olgulardan ilham alınarak geliştirilmiştir. Bunlara örnek olarak yarasa algoritması (BA) yarasalara ait ekolokasyon (sesin yansıması yoluyla cisimlerin/maddelerin tespit edilmesi) özelliğinden ilham alınarak geliştirilmiş ve önerilmiştir. Bu özellik yarasaların birbirleriyle iletişimini ve avlarını bulmasını sağlar. Öte yandan, guguk kuşu araması (CS), guguk kuşu adı verilen bir kuşun yaşam döngüsü baz alınarak ifade edilmiştir. Bu kuş yumurtalarını farklı türdeki bir kuşun yuvasına bırakır ve bu yumurtalar yabancı olan ev sahibi kuş tarafından tanınamaz ise guguk kuşu yumurtaları hayatta kalmaya devam eder. Bu ve bunun gibi birçok durumdan ilham alan metasezgisel algoritmaların sayısının giderek artması ve aynı zamanda hızlı çalışma avantajı, hesaplama ve hassas

ölçümlerle yakınsama başarısı, rastgele arama yapabilme vb. gibi avantajlara sahip olması dolayısıyla geçmiş yıllara nazaran çok daha yaygın olarak kullanıldığı görülmektedir.

2.4.3.1. Yapı Mühendisliğindeki Bazı Uygulamalar

Yapısal optimizasyon, inşaat mühendisliği alanında görev alan mühendis, analist, tasarımcı vb. için oldukça önemli bir tasarım problemi olup aynı zamanda çok sayıda araştırmacı tarafından da çalışılmış ve hala çalışılmakta olan bilimsel bir disiplin olarak kabul edilmektedir. Bu önemin en büyük nedeni ise kullanılan malzemeler, işçilik uygulamaları ve özellikle de daha önceden tanımlanmış tasarım hedefleri gibi bazı faktörler doğrultusunda elde edilebilecek çok sayıda farklı özelliklere sahip tasarım kombinasyonunun ortaya çıkabilme olasılığıdır. Burada önemli olan nokta istenilen amacı gerçekleştirebilen ve ihtiyaçlarla birlikte tasarım için gerekli koşulları sağlayan, tek bir tane bulunan en uygun (optimum) seçeneğin mevcut çok sayıda tasarım arasından keşfedilebilmesidir.

Bununla birlikte, tasarım modeline ait parametrelerin optimize edilmesi sürecinde en uygun çıktının belirlenmesi, yani neyin iyileştirilmeye çalışıldığı da önemli bir konudur. Çünkü başlıca hedef tanımlanan amacın gerçekleştirilmesidir. Örneğin, bir kirişin tasarımında oluşabilecek deplasmanların en aza indirilmesi, maliyetin minimum seviyede oluşmasını sağlayabilecek bir taban izolasyon sisteminin kurulması, optimum tasarım özelliklerine sahip bir istinat duvarının, kullanılan malzemelerden kaynaklı oluşan karbondioksit (CO_2) emisyonu en düşük seviyede oluşacak şekilde modellenmesi vb. gibi durumlar tasarımcının temel amacı olabilir. Bu açıdan bakıldığında, özellikle günümüzde, sezgisel algoritmaların daha gelişmiş bir türü olarak kabul edilen, doğadan ilham alan, evrimsel özellikler yoluyla ifade edilebilen, uyarlanabilir ve farklı yöntemlerle koordineli olacak şekilde (hibrit) çalışabilen metasezgisel algoritmalar geleneksel yöntemlerden çok daha fazla kullanılmaktadır. Örneğin; betonarme, çelik, kompozit veya fiberle güçlendirilmiş yapıda olan kiriş, kolon, döşeme, temel gibi yapısal elemanlara ait optimum tasarım özelliklerinin belirlenmesiyle kütle, ağırlık ve/veya maliyet benzeri hedef unsurların da minimize edilmesinde Öztürk and Durmus (2013) yapay arı kolonisi (ABC) algoritması, Alqedra ve diğ. (2011) ve Yousif ve Najem (2014) genetik algoritma (GA), Kaveh ve Sh (2014) çarpışan gövdeler optimizasyon (CBO) algoritmasının yanı sıra parçacık sürü optimizasyonunun (PSO) hem temel hem de gelişmiş bir versiyonu, Nigdeli ve diğ. (2015) armoni arama (HS) yöntemi, Talaei ve diğ. (2017) HS ile birleştirilmiş PSO, Yücel ve diğ. (2018) FPA, Özbasaran (2018) karga arama algoritması (CSA), Chaudhuri ve Maity (2020) ise hem GA hem de PSO' dan yararlanmıştır.

Diğer yandan yapı mühendsiliğinin başlıca çalışma alanlarından biri olan kafes yapılarının optimum tasarımı konusunda çok sayıda çalışma gerçekleştirilmiştir. Bu bağlamda yapısal ağırlığın en düşük olduğu düzlem/uzay kafes modellerinin en uygun şekilde boyutlandırılması (optimal kesit boyutlarının belirlenmesi) için GA (Dede ve diğ., 2011), ABC (Sönmez, 2011), kaos teorisi adı verilen bir yöntemle kombine edilmiş PSO (CSP) (Kaveh ve diğ., 2014), arama grubu algoritması (SGA) (Gonçalves ve diğ., 2015), uyarlanabilir boyutsal arama (ADS) ve büyük patlama-büyük çöküş (BB-BC) algoritmalarıyla oluşturulmuş altı farklı yöntem (Azad, 2017), öğretme-öğrenme tabanlı optimizasyon (TLBO) (Baghlani ve diğ., 2017), benzetimli tavlama (SA) (Millán-Páramo, 2018), sinüs-kosinüs algoritmasının değiştirilmiş bir versiyonu (Gholizadeh ve Sojoudizadeh, 2019), arama ve kurtarma optimizasyon algoritması (SAR) (Shabani ve diğ., 2019), karga arama algoritmasının farklılaştırılmış üç ayrı versiyonu (CSA) (Javidi ve diğ., 2019), GA-PSO kombinasyonu (Omidinasab ve Goodarzimehr, 2020), yapay koroner dolaşım sistemi (ACCS) (Kooshkbaghi ve Kaveh, 2020), yapay fizik optimizasyon (APO) algoritması ile BB-BC' nin hibritleştirilmiş hali (Sangtarash ve diğ., 2021) ve altı farklı metasezgiselin hem temel hem de bir tür uçuş fonksiyonu olan Lévy dağılımı ile kullanılarak elde edilmiş ileri düzey versiyonları kullanılmıştır (Bekdaş ve diğ., 2021). Bunların yanısıra yine kafes ve kafes benzeri yapıların optimum boyutlandırma probleminin yanısıra şekil (geometri) ve topoloji optimizasyonunun da gerçekleştirilmesi amacıyla farklı türdeki metasezgisel algoritmalardan yararlanılmıştır. Örneğin, Balling ve diğ. (2006) GA, Martini (2011) HS, de Souza ve diğ. (2016) ateşböceği algoritması (FA) ile geriye dönük arama algoritması (BSA) ve Panagant ve Bureerat (2018) tarafından ise iki farklı algoritma olarak gri kurt optimizasyonu (GWO) ile diferansiyel evrimin (DE) hibrit bir yöntem olarak birleşimi kullanılmıştır. Ayrıca bahsi geçen diğer optimizasyon hedeflerine ek olarak kafes tasarımları için en uygun yapısal düzenin/yerleşimin ortaya çıkarılabilmesi doğrultusunda gerçekleştirilen çalışmalarda FA (Miguel ve diğ., 2013), PSO' nun kırlangıç sürüsü optimizasyonu (SSO) ile birleşimi (Kaveh ve diğ., 2015), ADS (Hasançebi ve Azad, 2015), biyocoğrafya tabanlı optimizasyon (BBO) (Taheri ve Jalili, 2016), su döngüsü algoritması (WCA) (Salar ve diğ., 2019), PSO (Harsono ve diğ., 2020) ve ABC (Jawad ve diğ., 2021) ele alınan metasezgisel yöntemlerden bazılarıdır. Öte yandan sismik yüklemelere maruz kalmış olan veya frekans kısıtlamaları göz önüne alınarak tasarımı planlanan kafes yapılarının dinamik performansını artırma hedefiyle optimal olarak modellenmesinde Vu (2015) DE ve titreşen parçacıklar sistemi (VPS) adı verilen iki farklı metasezgiselden yararlanırken Artar ve Daloglu (2019) ise jaya

algoritmasını (JA) kullanmıştır. Bununla birlikte Gholizadeh ve Ebadijalal (2018) sismik etkiler altındaki çelik bir çerçeve yapısı üzerinde bulunan destek bağlantılarının optimal yerleşimini gözlemlemek için kütle merkezi optimizasyonu (CMO) olarak bilinen bir algoritmayı ele almıştır. Baradaran ve Madhkhan (2019) ise yine çelik bir çerçeve yapısındaki söz konusu bağlantıların en uygun şekilde düzenlenmesi doğrultusunda yapının ağırlığını minimize etmek için GA' dan yararlanmıştır.

Yapısal optimizasyon alanında yapılan bazı uygulamalar ise yapıların çeşitli yollarla sismik performansının artırılması ve yapısal davranışın iyileştirilmesinin yanısıra deprem, rüzgar kuvvetleri vb. gibi sismik/dinamik etkilerin kontrol edilebilmesi amacıyla yararlanılan taban izolasyon sistemleri, aktif kontrol cihazları gibi araçların çeşitli özel mekanik özelliklerinin en uygun şekilde ayarlanması (yeterli sönümlemenin sağlanması vb.) bağlamında HS (Nigdeli ve diğ., 2014; Park, 2018; Kayabekir ve diğ., 2020), PSO (Amini ve diğ., 2013; Shahi ve diğ., 2018), GA (Barakat ve diğ., 2015; Pal ve diğ., 2019; Di Trapani ve diğ., 2020), balina optimizasyon algoritması (WOA) ile GWO (Çerçevik ve diğ., 2020), çekirge optimizasyon algoritması (GOA) (Raeesi ve diğ., 2020), FPA, TLBO ve JA (Ulusoy ve diğ., 2021), kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

Bununla birlikte yapı mühendisliğinde istinat duvarı tasarımlarının da bazı optimum özelliklere sahip olması istenmektedir. Bu anlamda yapısal maliyeti minimum olan bir istinat duvarı modelinin ortaya çıkarılması sürecinde en uygun geometrik tasarımın oluşturulması yani boyut özelliklerinin doğru bir şekilde belirlenebilmesi için ACO (Ghazavi ve Bonab, 2011), yüklü sistem arama (CSS) algoritması (Talatahari ve Sheikholeslami, 2014), BBO (Aydogdu, 2017), GWO (Bekdaş ve Temür, 2018), GA (Kalateh-Ahani ve Sarani, 2019), klasik yapıda, sıklıkla kullanılan ve yakın zamanda geliştirilmiş on farklı metasezgisel algoritma ile bazı algoritma kombinasyonları (örneğin GA, HS, FPA, GWO, HS-JA vb.) (Yücel ve diğ., 2021) ele alınmıştır. Sharma ve diğ. (2021) ise bir istinat duvarı tasarımında doğru boyutlandırmanın yanısıra gerekli dayanımın mümkün kılınması ve yeterli dayanıklılığın sağlanması gibi koşullarla hem yapı ağırlığı hem de maliyetin minimize edilmesi bağlamında kelebek optimizasyonu (BOA) ile simbiyoz organizma arama (SOS) algoritmalarının bir kombinasyonunu oluşturmuş olup aynı hedefle Nandha Kumar ve Suribabu (2017) DE, Taiyari ve diğ. (2020) ise DE' nin yanısıra GA, PSO, arı algoritması ve BBO' dan da yararlanmıştır.

Diğer yandan farklı duvar yükseklikleri dikkate alınarak çeşitli yüklemelere maruz bırakılmış ve geosentetik malzeme ile güçlendirilmiş toprakarme bir istinat duvarının optimum tasarımını Manahiloh ve diğ. (2015) HS, Kashani ve diğ. (2019) ise BBO, DE ve evrim stratejisi adı verilen bir optimizasyon tekniğini kullanarak gerçekleştirmiş olup amaç yapısal maliyetin minimize edilmesi olarak benimsenmiştir.

Yapısal tasarıma farklı bir yaklaşım ve günümüzde oldukça önemsenen bir konu olarak kiriş, kolon, istinat duvarı vb. gibi yapı modellerinin optimizasyonunda kullanılan temel malzemeler olan beton, çelik donatı, çimento ve çimento karışımını oluşturan bazı malzemelerin ve hatta çelik halat/kabloların üretimi ve kullanımı sırasında ortaya çıkan zararlı gazladan biri olan karbonun (CO_2) doğaya olan salınım miktarının da kontrol edilmesi, azaltılması ve böylece daha çevreci ve sürdürülebilir tasarımlar oluşturulabilmesi amacıyla bazı çalışmalar hayata geçirilmiştir. Bunlardan bazılarına Paya-Zaforteza ve diğ. (2009) (SA), Camp ve Huq (2013) (BB-BC), Khajehzadeh (2016) (GSA), Mergos (2018) (GA), Yepes ve diğ. (2020) (BH), Arama ve diğ. (2021) (HS), Yücel ve diğ. (2021) (FPA) tarafından gerçekleştirilen uygulamalar örnek olarak verilebilir.

2.4.3.2. TMD' lere Yönelik Olarak Gerçekleştirilmiş Uygulamalar

Ayarlı kütle sönümleyicileri (TMD) inşaat mühendisliği yapılarının (okul/hastane binası, gökdelen, yaya köprüsü, havalimanı vb.) yanı sıra birçok farklı mekanik sistemde (kamyonet, otomobil, minibüs gibi kara araçlarında yer alan süspansiyon sistemleri vb.) çeşitli dinamik etkenler nedeniyle (deprem, rüzgâr/ses kuvveti, yaya hareketi vb.) oluşan istenmeyen titreşimlerin sönümlenmesi amacıyla kullanılan yapısal kontrol sistemlerinden biridir. Kullanım amacına yönelik olarak istenilen sönümleme etkisinin elde edilebilmesi içinse bu tür sistemlerin sahip olduğu çeşitli karakteristik parametrelerin doğru bir şekilde ayarlanması en önemli husustur. Bu bağlamda herhangi bir titreşim hareketi sırasında TMD' nin etkin bir şekilde faaliyet gösterebilmesi için söz konusu parametre değerlerinin optimal düzeyde olması gerekmektedir. Bunun için çeşitli optimizasyon yöntemlerinden yararlanılarak çok sayıda çalışma yapılmış olup bu bölümde günümüzde daha fazla tercih edilen yöntemler olarak metasezgisel algoritmalar yoluyla gerçekleştirilmiş bazı çalışmalar ayrıntılı bir şekilde ifade edilmiştir:

Zheng ve diğ. (2002) tarafından Hong Kong' da bulunan elli katlı yüksek yapılı bir binada rüzgâr kuvvetlerinin neden olduğu titreşim ve salınım etkilerinin gözlemlenerek gerekli yapısal

kontrolün sağlanması amacıyla, çoklu halde tasarlanan TMD' lerin (MTMD) kullanıldığı bir çalışmada genetik algoritma (GA) vasıtasıyla gerekli sönümleyici parametrelerinin optimizasyonu sağlanmıştır.

Singh ve diğ. (2002) de yine GA' dan yararlanarak optimal bir TMD tasarımı gerçekleştirmiştir. Bu bağlamda söz konusu uygulamada iki farklı yönde çeşitli modellerdeki sismik kuvvetin etki ettiği bir burulma yapısına yönelik olarak bir çift halinde çalışan dört ayrı TMD ele alınmıştır. Asimetrik yapılı binaların hem burulma hem de her iki yanal doğrultudaki titreşimlerinin hem de bu bağlamda ivme ve yer değiştirme tepkilerinin kontrol edilebilmesi bakımından ise birleşik (çift) ayarlı kütle sönümleyicilerinin (CTMD) en uygun şekilde tasarımı gerçekleştirilmiştir (Desu ve diğ., 2006). Bu anlamda hem klasik modelde hem de iki ayrı yönde de çalışabilen bir TMD yapısıyla kıyaslanan bu kontrol cihazının mekanik parametreleri ile birlikte yapı üzerindeki en uygun konumunun da belirlenmesinin amaçlandığı bu çalışmada da GA' dan yararlanılmıştır.

TMD yapısına ait tasarım parametrelerinin (kütle, sönümleme ve frekans oranı) optimum değerlerinin elde edilmesine dayalı bir başka optimizasyon uygulaması ise parçacık sürü optimizasyonu (PSO) kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Burada içsel sönüme sahip olan tek serbestlik dereceli (SDOF) ana yapı harmonik taban ivmesinin yanısıra Gaussian rasgele beyaz gürültü yapısındaki taban ivmesi ile bir de dış kuvvet etkisi altında bulunmakta olup temel amaç yer değiştirme gibi tepkilerin minimize edilmesidir (Leung ve Zhang, 2009).

Abachizadeh ve Farshidianfar (2010) ise deprem titreşimlerine karşın yüksek yapılı binaların etkin bir biçimde korunmasını sağlayabilmek için en uygun TMD parametrelerini karınca kolonisi optimizasyon (ACO) algoritmasını kullanmıştır. Toprak-yapı etkileşiminin de incelendiği söz konusu optimizasyon uygulmasında ele alınan mevcut yapı çatısında da TMD kullanılan ve Tabas depreminin titreşim kayıtlarına maruz bırakılan kırk katlı bir bina olarak görülmektedir.

Bir başka uygulamada ise hafıza tabanlı metasezgisel algoritmalardan biri olan armoni arama (HS) yöntemi kullanılarak gerekli TMD parametreleri (kütle, rijitlik ve sönüm) elde edilmiştir. Burada temel amaç, geçmişte gerçekleşmiş farklı deprem uyarımlarına maruz bırakılan ve en

üst katına TMD yerleştirilen iki farklı yapının hem ilk katında oluşan yer değiştirmenin hem de ivme transfer fonksiyonunun kritik değerlerinin (maksimum) minimize edilmesidir (Bekdaş ve Nigdeli, 2011). Pourzeynali ve diğ. (2013) ise yine aynı amaca yönelik olarak çok amaçlı bir TMD optimizasyonu sürecini GA yoluyla uygulamıştır. Ancak bu çalışma farklı olarak her bir katın maksimum yer değiştirmesi, maksimum hızı ve maksimum ivmesinin eş zamanlı olarak azaltılmasına yöneliktir.

Farshidianfar ve Soheili (2013) Tabas ve Kobe olmak üzere iki farklı tarihsel deprem uyarımının etki ettiği yüksek yapılı bir binanın katlarında oluşan maksimum yer değiştirme ve ivmenin azaltılabilmesi amacıyla etkin bir sönümleme mekanizması oluşturmayı amaçlamıştır. Bu doğrultuda söz konusu çalışmada toprak-yapı etkileşimi de göz önünde bulundurularak optimum TMD parametrelerinin ACO kullanılarak belirlenmesi sağlanmıştır.

TMD' lerin, çeşitli deprem yüklerinin etki ettiği çok serbestlik dereceli (MDOF) yapılardaki kullanıma örnek oluşturan bir başka çalışmada ise HS yönteminin gelişmiş bir versiyonu kullanılarak kütle, sönümleme katsayısı, yay rijitliği ve TMD konumu olarak belirlenen optimum sönümleyici parametreleri elde edilmiş olup yapının hem birinci hem de en üst katına göre oluşan maksimum deplasmanların yanısıra ivme transfer fonksiyonu değerleri minimize edilecek amaç fonksiyonları olarak ele alınmıştır (Yazdi ve diğ., 2016).

Nigdeli ve Bekdaş (2016) beton basınç dayanımı değişken olarak ele alınan üç katlı betonarme bir yapıya yönelik olarak sünek davranışın esas alındığı farklı bir optimizasyon metodolojisi yürütmüştür. Bu anlamda son on yıl içerisinde geliştirilmiş popülasyon tabanlı algoritmalardan biri olan öğretme-öğrenme tabanlı optimizasyon (TLBO) yöntemi yine farklı deprem uyarımlarının dikkate alındığı ve istenilen süneklik koşullarını sağlayan TMD yapısına ait gerekli sönümleyici parametrelerinin optimize edildiği bir araç olarak benimsenmiş olup temel hedef en büyük yapısal tepkinin oluştuğu kritik deprem uyarımında meydana gelen maksimum kesme kuvveti değerinin sünek davranış koşullarına uygun hale getirilebilmesidir. Ayrıca tasarım kısıtlaması olarak da değerlendirilmek üzere ikincil bir hedef olarak, yapıda TMD' nin bulunduğu ve bulunmadığı her iki durum için yapının birinci kat deplasmanlarına ait en büyük değerlerin oranının düşürülmesi alınmıştır. Son hedef ise yapının ivme transfer fonksiyonunun minimize edilmesidir.

İki ve dört katlı olarak iki farklı bina modeli üzerinde bulunan TMD' lerin hem optimal tasarımı ile etkin bir ayarlama mekanizmasının oluşturulması hem de yapı üzerindeki en uygun yerleşiminin yapılabilmesi içinse mercan resifi optimizasyon (CRO) algoritmasından yararlanılmıştır (Salcedo-Sanz ve diğ., 2017).

Etedali ve Mollayi (2018) tarafından yapılan çalışmada ise harmonik yer ivmesi, beyaz gürültülü dış kuvvet ve beyaz gürültülü yer ivmesinden oluşan üç farklı dinamik kuvvetin etki ettiği SDOF bir sistemde yer alan TMD için frekans ve sönüm oranı olarak belirlenen parametrelerin en uygun değerlerinin belirlenebilmesi amacıyla guguk kuşu arama (CS) yöntemi kullanılmış olup elde edilen verilerin en küçük kareler destek vektör makinesi tekniği ile kullanılmasıyla bir tahminleme süreci gerçekleştirilmiştir.

Shi ve diğ. (2018) ise yaya köprülerinde insan hareketliliğinden kaynaklı olarak oluşan titreşimlerin kontrolü ve sönümlenebilmesi bağlamında bir TMD' nin optimum tasarımını yapay balık sürüsü algoritması (AFSA) vasıtasıyla gerçekleştirmiştir. Burada amaç dışsal harmonik uyarımlara maruz bırakılan, farklı sönüm oranlarına ve farklı kütle oranlarına göre incelenen SDOF bir yapı için dinamik büyütme faktörünün maksimum değerinin en aza indirilmesidir.

Diferansiyel evrim (DE) algoritmasının kullanıldığı bir optimizasyon uygulamasında ise TMD' nin mekanik parametrelerinin en uygun şekilde hesaplanmasına yönelik olarak yapının en üst katına ait ivme ve yer değiştirmesiyle ilgili ölçümlemelerin yanısıra ara katlarda oluşan kayma miktralarının da göz önüne alındığı üç farklı amaç fonksiyonu belirlenmiştir. Söz konusu fonksiyonların minimizasyonunun gerçekleştirilerek optimum tasarımı sağlanmış olan TMD' li yapı modeli hem yakın hem de uzak alan zemin hareketlerine maruz bırakılarak optimizasyn sürecinin başarısı gözlemlenmiştir (Çetin ve Aydin, 2019).

Hem optimizasyon hem de tahminleme süreçlerinin uygulandığı bir çalışmada ise kütle oranı ve doğal periyot olarak belirlenen farklı yapı özelliklerine yönelik olarak TMD sistemine ait en uygun parametrelerin belirlenmesine odaklanılmıştır. Bu bağlamda sdof sistemler için çiçek tozlaşma algoritması (FPA) kullanılarak yürütülen optimizasyon uygulamalarının çıktıları yapay sinir ağları (YSA) yardımıyla oluşturulan bir tahmin modelinde eğitilerek farklı yapı

sistemleri için en uygun TMD parametreleri belirlenmiş olup ayrıca bu parametrelerin direkt olarak hesabını sağlayacak formülasyonlar geliştirilmiştir. Bu formülasyonlar MDOF yapılar üzerinde test edilerek literatürde yer alan farklı optimizasyon metodolojileriyle de kıyaslanmıştır (Yucel ve diğ., 2019).

Bazı durumlarda ise istenmeyen titreşimlerin sönümlenebilmesine yönelik olarak TMD' nin vermiş olduğu tepki diğer bir deyişle yayın uzaması için yeterli yapısal alan olmayabilir. Bu durumun ele alındığı bir çalışma ise Liu ve diğ. (2020) tarafından gerçekleştirilmiş olup etkin bir TMD kontrolü sağlamak amacıyla TMD yayının uzama miktarı bir tasarım kısıtı olarak ele alınmıştır. Bu bağlamda 167 metre uzunluğunda bir kule yapısı için optimum TMD tasarımının oluşturulmasında GA' dan yararlanılmıştır.

Bir karayolu köprüsünde bulunan araçların yol ile arasındaki etkileşim ile birlikte yol yapısındaki mevcut belirsizlikler de göz önüne alınarak çoklu TMD' lerin kullanıldığı bir titreşim sönümleme mekanizması balina optimizasyon algoritması (WOA) yardımıyla optimize edilmiştir. Burada temel amaç köprü yapısının dinamik büyütme faktörünün minimize edilmesi olarak ele alınmıştır (Fadel Miguel ve Piva dos Santos, 2021).

Sekiz farklı tarihsel sismik yükleme etkisine maruz bırakılan 12, 32 ve 37 katlı olmak üzere üç farklı yapı modeline yönelik olarak en uygun performanslı TMD' nin tasarlandığı bir diğer uygulama ise DE algoritması kullanılarak yürütülmüştür. Bu bağlamda yapının en üst katına ait maksimum yer değiştirme ile taban yer ivmesinin en büyük değerinin minimize edilmesini de içeren üç farklı optimizasyon hedefi ele alınmıştır (Caicedo ve diğ., 2021).

2.5. MAKİNE ÖĞRENMESİ

McCarthy' nin tanımına göre yapay zekâ, insanları anlamaya yönelik olarak bilgisayarların kullanımı ve bu bağlamda akıllı makineler ve bilgisayar programları oluşturma bilimi ve mühendisliği olarak tanımlanmaktadır (Tutorialspoint, 2015). Diğer yandan başka bir tanıma göreyse insanların problem çözme, doğa dili anlama gibi daha iyi olduğu şeylerin bilgisayarlar tarafından nasıl yapabileceğinin incelenmesidir (Rich, 1985). Yapay zekâ teknolojisi için Coppin (2004) ise herhangi bir gözlemci açısından akıllı olarak kabul edilebilecek şekilde davranan sistemlerin incelenmesi şeklinde bir tanımlama yapmıştır.

Yapay zekânın alt-disiplinlerinden biri olan makine öğrenmesi ise bir bilgisayarın öğrenmesine olanak sağlayan algoritmalara ve yöntemlere odaklanma sürecidir. Burada makine öğrenimi, sisteme örnek bir veri kümesi verildiğinde veriler ve veriler arası bağlantılar hakkında bilgi üreterek öğrenmeyi gerçekleştirebilmektedir (Jones, 2008). Bu bağlamda makine öğrenmesi kavramı çeşitli algoritmalar yoluyla gerçek bir akıl ve zekaya sahip olan insanın gerçekleştirdiği birçok faaliyetin makineler, bilgisayarlar, yazılımlar ve hatta robotlar tarafından gerçekleştirilmesini sağlayarak bir durumu öğrenebilen, algılayabilen ve buna karşı tepki üretebilen sistemler oluşturmak olarak tanımlanabilir.

2.5.1. Makine Öğrenmesindeki Gelişmeler ve Uygulamalar

Makine öğrenmesi, matematik, mühendislik, psikoloji, biyoloji ve genetik bilimi, dilbilim gibi birçok disiplinden yararlanarak bilgisayar, hesap makineleri, robotlar vb. gibi cihazları içeren otomatik yapılara sanal bir zekânın aktarılması yoluyla insan benzeri bir oluşuma dönüşümü ve bu yapıların insanın zekâsıyla birlikte beynin mekanizmasını da taklit ederek veri tahminleme, sınıflandırma, örüntü belirleme, karar verme, dil algılama ve aynı zamanda konuşma gibi bazı beyinsel aktiviteleri gerçekleştirilebilmesi olarak ifade edilebilen yapay zekâ teknolojisine ait teknolojik ve bilimsel alt dallarından biridir.

Örneğin herhangi bir insan kelimelerin yani nesne tanımlayıcılarının anlamını kitaplar, makaleler, sözlükler veya diğer insanlardan öğrenebilir ve böylece görerek algıladığı ilgili nesneye ait tanımlamayı doğal olarak ve hızlı bir şekilde edinebilir. Bunun yanısıra insanlar, nesnelerin ait olduğu gerçek sınıf/grup özelliklerinin ne olduğunu bilmemesine rağmen onları görsel özelliklerine göre kolayca farklı gruplara ayırabilir. Bu bağlamda makine öğrenmesinin asıl hedefi olarak söz konusu oluşumların, ifade edilen tüm bu görevleri yerine getirebilmesi ve istenilen durumlarda hızlı bir şekilde aksiyon alarak yanıt oluşturabilmesi ile akıllı ve zeki hale getirilmiş araçların geliştirilmesine olanak sağlamaktadır. Diğer yandan günümüzde özellikle çalışma prensiplerinin çeşitlendirilmesiyle birlikte teknolojideki gelişmeler doğrultusunda iyileştirilecek akıllı cihazların işleyişlerinde farklı tekniklerin önerildiği ve bu tekniklerin de gün geçtikçe farklılaştığı görülebilmektedir. İlk zamanlarda daha genel olarak bir insanın öğrenme faaliyetleri ve tepkileri, sonrasında ise beyin ve sinirsel sistemin yapısından ve birbirleriyle olan işbirliği mekanizmasından yararlanmaya dayalı bu süreçte günümüzde ise bir sistem tarafından tıpkı bir tarayıcı gibi çok karmaşık bir görüntünün işlenerek tahmin edilmesi, dinlenen seslerin kime ait olduğunun belirlenmesi, taranmış bir metindeki harflerin hangi dile

ait olduğunun bulunması gibi daha karmaşık, büyük ve çeşitli problemlere yönelik çözümlemelerin mümkün hale geldiği dikkat çekmektedir. Bununla birlikte yine de bu tür gelişmelerin gerçek hayatta farkedilebilir olması ve uygulanabilir hale gelmesi ancak 19. yüzyılın ortalarından itibaren mümkün olmuştur.

Bu amaçla Tablo 2.1' de, geçmişten günümüze kadar makine öğrenimi alanına bilimsel literatür anlamında katkı sağlamak amacıyla yapılmış olan kitap, makale, konferans, sunum gibi tüm faaliyetler ile birlikte zeki ve akıllı bir hale getirilen robot ve makinelerin yanı sıra akıllıca düşünen robotlar ile yalnızca herhangi bir insan tarafından yapılabilecek faaliyetleri yerine getirmek için geliştirilmiş cihazların da sunulduğu kronolojik bir şemaya yer verilmiştir (Chai, 2020; Ertel, 2019; Jones, 2008; Nt, 2019; Russell ve Norvig, 1995; The Michael Dukakis Institute for Leadership and Innovation, 2020; Tutorialspoint, 2015; Witten ve diğ., 2011):

Tablo 2.1: Makine öğrenmesi uygulamalarındaki önemli tarihsel noktalar ve kronolojik bir özet.

Buluşun özel adı	***Çalışmanın içeriği***	***Çalışmanın sahipleri***	***Yıl***
-	İnsanın düşünme mekanizması ve sürecini taklit eden sinir ağlarının matematiksel olarak ilk modellemesi yapıldı.	Walter Pitts Warren McCulloch	1943
Sibernetik	İlgili terim bilimsel bir makalede ifade edildi.	Arturo Rosenblueth Norbert Wiener Julian Bigelow	1943
-	*Robotik* ilk kez bir terim olarak ifade edildi.	Isaac Asimov	1945
-	"*Sibernetik*" adıyla bir kitap yayımlandı.	Norbert Wiener	1948
Turing testi	Söz konusu yöntem akıllı davranışların ölçülmesini sağlamakta ve makinelerin de zekası olabileceğini ifade etmektedir.	Alan Turing	1950
Perseptron	Aldığı görüntü bilgisine karşılık görüntünün ne olduğu ile ilgili yanıt üretebilen ilk bilgisayar sinir ağıdır.	Frank Rosenblatt	1957
-	Dama oynamayı kendi kedine öğrenebilen ilk bilgisayar programıdır.	Arthur Samuel	1952
GPS	İnsanın herhangi bir problemi çözmeye olan yaklaşımına benzer şeklinde işlediğinden "*insanca düşünme*" yaklaşımını somutlaştıran ilk programdır.	Allen Newell Herbert Simon	1961
SAINT	Üniversitede verilen matematik derslerine özgü kapalı formdaki integral problemlerini çözmeyi başardı.	James Slagle	1963
MENACE	Tic-tac-toe adlı oyunun nasıl oynanacağını öğrenebilen bir program olarak geliştirildi.	Donald Michie	1963
Eliza	Bir psikolog gibi hastayla diyalog kurabilen ve hastanın durumuna göre sorulan sorulara cevap verebilen bir programdır.	Joseph Weizenbaum	1966
MacHack	Bir turnuvada yüksek skorlar elde ederek üst sıralarda yer alabilen, bilgiye dayalı olarak tasarlanmış bir satranç programıdır.	Richard Greenblatt	1968
ANALOGY	IQ testlerinde görülen geometrik şekillerin benzerliğini bulmaya yönelik yöneltilen problemleri çözdü.	Tom Evans	1968
Dendral	Organik moleküllerin kütle spektrometri yapısını belirleyebilen bir sistemdir.	Edward Feigenbaum Bruce G. Buchanan Joshua Lederberg Carl Djerassi	1969

Lunar	Jeologların taş/kaya örnekleri hakkında ingilizce sorular sormasna olanak sağlayan ve uygulamada diğer insanların da kullanabileceği ilk doğal dil programıdır.	William Woods	1973
Mycin	Kan enfeksiyonlarını teşhis etmek için geliştirilmiş olan uzman sistemdir.	Edward Feigenbaum Bruce G. Buchanan Edward Shortliffe	1974
Stanford Cart	Bilgisayar kontrollü olarak geliştirilmiş olan ilk otonom araçtır.	-	1979
HEARSAY-II	Yapılan konuşmayı anlayabilen bir uzman sistem olarak geliştirilmiştir.	Lee Erman Rick Hayes-Roth Victor Lesser Raj Reddy	1980
Explanation-based learning	Bilgisayarların, eğitim verilerini analiz ederek öğrenebilmesini ve böylece önemsiz olduğu düşünülen verilerin ayırt edebilmesi için genel bir kural oluşturulmasını sağlayan yöntemdir.	Geralld Dejong	1981
Nettalk	Yazıları sesli bir şekilde okumayı öğrenebilen bir uzman sistemdir.	T.J. Sejnowski C.R. Rosenberg	1986
TD Gammon	Tavla oyununun nasıl oynandığını öğrenebilen bilgisayar programıdır.	Gerald Tersauro	1992
Robocup	Dünya çapında tasarlanan tüm otonom robotların futbol oynamaları için düzenlenen bir faaliyettir.	-	1993
PEGASUS	Yolcular ile diyalog kurarak belirtilen ifadelere yönelik aksiyon alabilen bir konuşmayı anlama programıdır.	Zue ve diğ.	1994
Kismet	Sahip olduğu yüz ifadeleri ve seslendirme kapasitesi ile bir insanın davranış, his ve görünümünü simüle edebilme (taklit etme) özelliğinde olan bir robottur.	Cynthia Breazeal	1997
Deep Blue	Kendi döneminin satranç şampiyonu olan Garry Kasparov' u yenmeyi başaran bir oyun programıdır.	IBM	1997
-	Herhangi bir müşteri tarafından bildirilen telefon problemine yönelik olarak şirket tarafından ne tür bir teknisyenin atanması gerektiğine karar verilebilen bir sistem olarak geliştirilmiştir.	Bell Atlantic	1999
Torch	Makine öğrenmesi yöntemleri için oluşturulmuş ilk açık kaynak yazılım kütüphanesidir.	-	2002
ASIMO	Yapay bir akla sahip olan insansı bir robottur.	Honda	2005
Deep learning	Bilgisayarların, görüntü ve videolarda yer alan farklı nesneleri ve yazı karakterlerini ayırt edebilmesini sağlayan algoritmaları tanımlayan terimdir.	Geoffrey Hinton	2006
Urban Challenge	Otonom araçların trafik kurallarına uyarak kentsel bir ortamda çalışabilmesi için geliştirilmiştir.	DARPA	2007
-	Sürücüsüz/otonom olarak yollara çıkan ilk araçtır.	Google	2009
Stats Monkey	İnsan müdahalesine gerek olmadan spor haberleri yazabilen bir programdır.	Northwestern Üniversitesi Akıllı Bilgi Laboratuvarı	2009
Kinect	İnsan özelliklerini saniyede otuz kez izleyebilen hareket algılayıcı bir cihazdır.	Microsoft	2010
Watson	Doğal dilde verilen ipuçlarıyla beslenebilen bir soru cevaplama programıdır.	IBM ile birkaç üniversite işbirliği	2011
ImageNet	Makine öğrenmesi ve yapay zeka alanındaki görüntü işleme sürecinin doğruluk oranını büyük ölçüde iyileştirebilen bir modeldir.	Alex Krizhevsky Geoffrey Hinton Ilya Sutskever	2012
DeepFace	Fotoğraflardaki kişileri bir insanın sahip olduğu netlikte tanıyabilen ve doğrulayabilen bir yazılım algoritmasıdır.	Facebook	2014
-	Kent içinde faaliyetlerini devam ettiren sürücüsüz araçlar bir milyon milden fazla yol kat etmiş durumdadır.	Google	2015
Amazon machine learning system	Varolan örüntüleri aramak ve tahmine dayalı modeller ortaya çıkarmak için kullanıcıların geçmiş verilerini analiz edebilen ve bir	Andy Jassy	2015

Tablo 2.1 (devam):

	makine öğrenmesi sistemi tarafından yönetilen hizmetler için oluşturulmuş bir yapıdır.		
AlphaGo	Go adlı bir oyunda insan olan rakibinden daha iyi bir performans sergileyerek maçı kazanabilen bir program olma özelliğine sahiptir.	Google DeepMind	2016

Daha önce de bahsedildiği gibi, yapay olan bir zekanın çeşitli bilgisayarlar tarafından kullanımına yönelik olan makine öğrenmesi çok farklı yollarla gerçekleştirilebilir ve bu çeşitlilik sayesinde birçok çalışma alanında gerekli akıllı sistemler, yazılımlar ve araçlar geliştirilebilir. Gerçekleştirilen makine öğrenimi süreçleri sayesinde günlük hayatın pek çok alanının yanısıra bilimsel ortamlarda da yürütülecek olan faaliyetlerin daha hızlı yapılmasına öncülük edilerek zamandan ve emekten tasarruf sağlanabilmektedir. Bu bağlamda sağlık, bilim ve eğitim, sosyal medya, alışveriş ve e-ticaret, güvenlik vb. gibi çeşitli alanlarda yapay zeka teknolojileri ile birlikte bilhassa makine öğrenimi yöntemleri ile gerçekleştirilen farklı uygulamalar aşağıdaki gibi özetlenebilir (Chatterjee, 2019; Çelik, 2018; Ertel, 2018; Hoadley ve Sayler, 2020; Kourou ve diğ., 2015; Nichols ve diğ., 2019; Sharma ve diğ., 2020; Tutorialspoint, 2015; Witten ve diğ., 2011):

Tablo 2.2: Makine öğrenmesi uygulamaları.

Temel alan	Alt disiplin	Uygulamalar
Teknoloji	Görüntü işleme ve örüntü tanıma	✓ Belirli bir yüze ait göz, burun vb. gibi organların bulunması ve eşleştirilmesi ✓ Doğal dilde yazılmış bir metinde olduğu gibi karmaşık görüntülerin çözümlenmesi ✓ Deprem, sel, kuraklık gibi doğal afetlere yönelik akıllı izleme ve müdahale sistemlerinin geliştirilmesi
	Konuşma ve doğal dili algılama	✓ Canlı sesin veya kaydedilmiş bir konuşmanın metne dönüştürülmesi ✓ Bir kişiye ait ses tonunun ve konuşma aksanının tanınması ✓ Söylenen bir komutun algılanarak yerine getirilmesi ✓ Seslerin işitme cihazlarına uygun olacak şekilde ayarlanması ✓ Gürültülü ortamlarda birden fazla dille yapılan konuşmaların tanınması
	Metin madenciliği	✓ Elyazısının analiz edilmesi ✓ Bir metindeki anahtar kelimelerin tespiti ✓ Belirli bir metnin otomatik olarak düzeltilmesi
Bilim, eğitim ve sanat	-	✓ Organik bileşiklerin yapısının belirlenmesi ✓ Sessiz filmlere ait sahnelere uygun seslerin üretilmesi
Sosyal medya uygulamaları	-	✓ Haberlerin okuyucuya göre özelleştirilmesi ✓ Sahte ve önyargılı haber kaynaklarının tespiti ✓ Önemsiz veya istenmeyen (spam) e-postaların filtrelenmesi ✓ Paylaşılan bir gönderide yer alan kişinin yüzünü algılayarak tanıma (etiketleme)
Tıp ve sağlık sektörü	Tedavi süreçleri	✓ Kişiye özgü tedavi seçeneklerinin belirlenmesi ✓ Akıllı tedavi programlarının oluşturulması ✓ Kansere karşı duyarlılık tahmini ile kanserin nüksetme riski ve kanser hastalığı sırasında hayatta kalma durumunun öngörülmesi ✓ Kanser hastalarının risk seviyelerine göre ayrılması
	Tıbbi teşhis	✓ Iyi ve kötü huylu tümörlerin ayrıştırılarak tespiti

Tablo 2.2 (devam):

		✓ Meme kanseri gibi hastalıklarda kanserli hücrelerin tanınması ✓ Biyopsi ile doğrulanan örneklerden hastalık teşhisi ✓ Hastalıklı doku ve organların teşhis edilmesi ✓ Görüntülerin belirli tanı kategorilerine göre sınıflandırılması
	Genetik	✓ Her bir yeni genomdaki çok sayıda genin tanımlanması ✓ DNA gen diziliminin gerçekleştirilmesi ✓ Nadir görülen genetik hastalıklara ilişkin fenotiplerin tanımlanması
Pazarlama and e-tcaret	Müşteri hizmetleri	✓ Bir şirketin müşteriye kredi verip vermeyeceğinin belirlenmesi ✓ Hangi tür müşterinin hangi ürünü satın alabileceğinin öngörülmesi ✓ Online alışverişten sonra kullanıcılara kişiselleştirilmiş hediyeler veya teklifler sunma
	Alışveriş sektörü	✓ Tüketicilerin farklı gıda ürünlerini satın alma davranışlarının tahmin edilmesi ✓ Ithal edilen hazır gıdalar için tüketicilerin satın alma davranışını etkileyen faktörlerin belirlenmesi ✓ Gelecekteki olası müşterilerin tahmin edilmesi
Ulaşım hizmetleri ve otomotiv sektörü	-	✓ Trafik akışının tahmini ✓ Trafik hacminin ve yol tıkanıklığının tespit edilmesi ✓ Kendi kendine çalışabilen robotik taksilerin yapımı ✓ Araçsal arızaların henüz meydana gelmeden önce belirlenmesi
Tarım	-	✓ Mahsul veriminin tahmini ve mahsül kalitesinin yönetimi ✓ Sulama planlaması ve yönetimi ✓ Akarsu akış miktarının tahmini ✓ Toprak özelliklerinin ve nem içeriğinin öngörülmesi ✓ Günlük toprak sıcaklığının tahmin edilmesi ✓ Yabani otların teşhisi ve tespiti ✓ Toprak kalitesinin iyileştirilmesiyle sürdürülebilir arazi yönetiminin oluşturulması
Güvenlik	Askeri	✓ Savaş sırasında erişilemeyen ve tehlikeli bölgelere ulaşımın sağlanması ✓ Yaşamı tehdit eden nesnelerin güvenli bir şekilde imha edilmesi ✓ Belirli bir hedefin izlenmesi ✓ Hava araçlarından gelen görüntülerin taranması ile düşmanca yapılan bir faaliyetin belirlenmesi ✓ Bir hedefin insan müdahalesi olmadan tanımlanarak imha edilmesi ✓ Görüntülere ait coğrafi konumların belirlenmesi ✓ Bakım programlarının her bir uçağın ihtiyacına göre tanımlanması ✓ Çevrenin algılanması ile varolan engellerin tanınması ✓ Aykırı durumların (anomali) tespit edilerek davranışların kategorize edilmesi
	Kamusal ve siber alan	✓ İzinsiz giriş veya yetkisiz bir işlemle ilgili bir eylemi belirlemek ve bu durumların zarar görmeden önlenmesi ✓ Olası dolandırıcılığın ve şüpheli işlemlerin tespiti ✓ Zararlı ağ trafiğinin algılanması ✓ Suçlu kimliğinin tespiti ✓ Sahte işlem yapılan adreslerin belirlenmesi
Enerji	-	✓ Gelecekte oluşacak elektrik talebinin tahmini ✓ Bina tasarımları için ısıtma ve soğutma yüklerinin hesaplanması ✓ Güç kullanımının tahmini ve analizi ✓ Akıllı ağ sistemlerinin geliştirilmesi

2.5.2. Makine Öğrenmesi Türleri

Kendine özgü bir zekâ ve anlama kapasitesine sahip olan insan edinmek istediği herhangi bir konu, bilgi veya uğraşı için çok farklı alternatif yollara sahiptir. Bunun nedeni olarak insanın, sahip olduğu zekâ ve yine bu zekaya ait farklı alt oluşumlarla da eğitilebileceği gösterilebilir.

Bu doğrultuda insan herhangi bir durumu kendi başına deneyimleyebilir ve öğrenme süreci esnasında kendi zekâsını kullanarak bilgisini artırabilirken diğer faktörlere yani başka insanların zekası ve onların rehberliğine dayalı olarak öğrenme mekanizmasını kullanabilir.

Bunun yanı sıra insan başlangıçta başka bir zekâ ve eğitime ihtiyaç duyarken zaman içinde kendi başına bazı beceri ve deneyimler kazanmasından dolayı bunlara ihtiyaç duymadan öğrenmeyi sürdürebilir. Bu bağlamda, sanal bir zeka içeren akıllı makinelerin, robotların veya araçların öğrenme durumu, zekası ve bu zekanın işlevlerinden ilham alınan insanın öğrenim yolları ve sürecine benzer bir şekilde gerçekleşmektedir. Bu bakımdan makineler de kendi kendilerine edindikleri bir bilgiyi işleyerek herhangi bir fikir ortaya koyabilir, bilgiler arasında bağlantıyı kurabilir ve aynı zamanda deneyim kazanımı sürecinde bu bilgileri öğrenmek için tıpkı bir insan gibi bir öğretmen veya gözetmene ihtiyaç duyabilir.

Burada bahsedilen makinelerin öğrenimi kavramına yönelik olarak ve ifade edilmiş olan farklı türdeki öğrenme seçenekleri için çeşitli öğrenme yaklaşımları geliştirilmiştir. Bunlar denetimli öğrenme, denetimsiz öğrenme, yarı denetimli öğrenme ve pekiştirmeli öğrenmedir.

2.5.2.1. Denetimli Öğrenme

Denetimli öğrenme, ele alınan herhangi bir bilginin öğrenilmesi sürecinde bu bilgiye yanıt olarak oluşturulmuş cevap yoluyla kontrol edilip edilemeyeceğini ifade eden bir makine öğrenmesi türüdür. Klasik yapıdaki bir denetimli öğrenme senaryosunda sisteme bir eğitim seti verilerek daha önceden hiç rastlanmamış/bilinmeyen örneklerin tahmin edilmesi amaçlanır ve böylece bu bilgi için kullanılabilecek bir tanımlama yapılması beklenir (Rokach ve Maimon, 2015). Bu bakımdan bu öğrenme yaklaşımında hedef çıktılar hakkında bilgisi olan ve bu çıktılar için oluşturulan ifadeler için doğru ya da yanlış olarak geribildirim verebilen bir de gözlemci/öğretmen bulunmaktadır. Söz konusu gözlemci, verilen bu örnekler hakkında herhangi bir bilgisi olmayan yapıların bilgilenmesini ve ayrıca verilen hatalı sonuçları anlamaları ile birlikte örnek hakkında bilgi edinmelerini de sağlayabilmektedir.

2.5.2.2. Denetimsiz Öğrenme

Denetimsiz öğrenme denetimli öğrenmenin tam tersi bir yaklaşıma sahiptir. Bu bağlamda sisteme verilen örneğe ait cevabın durumu hakkında danışmanlık verebilecek herhangi bir gözlemci yoktur. Bir öğrenci niteliğinde olan söz konusu sistem, örneğe karşılık olarak vereceği yanıt içinse işlenen veriler arasında kendi kendine bağlantılar tanımlayarak tahminleme yapmaya çalışmaktadır.

Bu doğrultuda denetimsiz öğrenme yaklaşımında gerçekleşen eğitimde, sisteme girdiler sağlanır ancak hedeflenen çıktı değerleri tanımlanmaz. Eğitim için belirlenen girdilerin analiz edilmesinin ardından bu değerler öğrenen sistem tarafından belirli sınıflara/gruplara ayrılır. Bu işlem içinse sistemin hangi özellikleri kullanacağına karar vermesi gerekmektedir. Bu problem genel olarak kendi kendine organizasyon veya adaptasyon olarak adlandırılan yöntemlerle çözümlenmektedir (Al-Jaberi, 2018; Jones, 2008; Tutorialspoint, 2015).

2.5.2.3. Yarı Denetimli Öğrenme

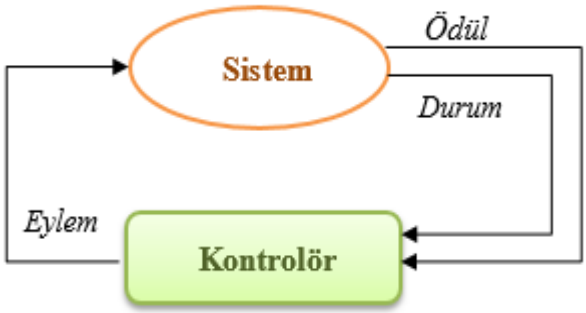
Yarı denetimli öğrenme yaklaşımı ise hem denetimli hem de denetimsiz öğrenme modellerinin özelliklerini içermektedir. Bu öğrenme modeline ait çoğu yaklaşım, denetimli ve denetimsiz öğrenme olarak faydalanılan her iki stratejinin birbirine ek olarak bazı bilgilerden yararlanması ve birbirine destek olması şeklinde uygulanmaktadır. Bu bağlamda yarı denetimli öğrenme, girdi parametresine karşılık gelen yanıtın ne olduğu bilinen örneklerin yanısıra herhangi bir yanıtın bulunmadığı girdileri de barındıran bir verisetinin eğitimi ve öğrenme süreci olarak ifade edilebilmektedir. Bununla birlikte daha çok sınıflandırma problemlerine yönelik olarak yararlanılan yarı denetimli öğrenmede temel amaç eğitimi sağlanan denetimli sınıflandırıcıdan daha iyi olup yanıtı hem bilinen hem de bilinmeyen girdileri sınıflandırabilen daha gelişmiş bir modelin üretilmesidir (Witten ve diğ., 2011; Zhu ve Goldberg, 2009).

2.5.2.4. Pekiştirmeli Öğrenme

Sonuncu öğrenme modeli olan pekiştirmeli öğrenme ise eğitilen sistemin, gerçekleştirdiği her bir eyleme yanıt olarak çevresinden aldığı doğru veya yanlış kararına göre ödül veya ceza alması ve böylelikle ortaya çıkan hatalardan deneyim kazanarak daha doğru kararlar alması ve nihayetinde öğrenmenin sağlanması şeklinde gerçekleşmektedir.

Bununla birlikte pekiştirmeli öğrenme modelinde denetimli öğrenme modeline göre bazı farklılıklar bulunmaktadır. Bunlardan birisi öğrenen sisteme, girdi verilerine karşılık tahmin olarak ilettiği yanıtlar için kısıtlı bir miktarda geribildirim verilmesidir. Bu bakımdan yapılan tahminler sistemin gelecekteki durumunu etkilemektedir. Şekil 2.19’ da da görülen klasik bir pekiştirmeli öğrenme modelinde kontrolör olarak görev alan ve dışarıdan gözetmenlik yapan bir unsur öğrenen sistemin durumunu kontrol ederek çevrenin mevcut durumuna ilişkin bir ödül alır. Ardından sisteme geri gönderilen bir eylemin sonucunu hesap eder. Buna karşın öğrenen sistem yeni bir duruma geçiş yapar ve döngü bu şekilde tekrar eder. Bu şekilde toplam ödül miktarının maksimum seviyeye ulaştırılması doğrultusunda işleyen öğrenme prensibi ile

mevcut problem çözülmüş olup asıl amaç ise sistemi kontrol edebilmenin bir yolunu öğrenmektir (Szepesvári, 2010).



Şekil 2.19: Temel pekiştirmeli öğrenme senaryosu.

2.5.3. Denetimli Öğrenmede Kullanılan Sayısal Tahminleme Yöntemleri

2.5.3.1. Regresyon Modelleri

Regresyon modelleri, bir bağımlı değişken (çıktı) ile bir ya da birden çok bağımsız değişken (girdi) arasındaki istatistiksel ilişkinin incelenmesi ve bu ilişkinin ölçülerinin analiz edilmesi için kullanılan bir yöntemdir. Bu bağlamda regresyon yöntemi, temel olarak incelenen herhangi bir olay veya değişken üzerinde diğer olay/değişkenler tarafından nasıl bir etki oluşturulduğunu gözlemlemek için kullanılmaktadır. Aynı zamanda bu yöntem ile incelenen bir problemde yer alan her bir değişkenin birbirlerini etkileme dereceleri ve ne yönde etkiledikleri de bulunabilmektedir.

Regresyon yönteminin birkaç farklı çeşidi bulunmaktadır. Bunlardan tekli ve çoklu regresyon yöntemleri sıklıkla kullanılan çeşitler arasındadır. Tek değişken içeren modeller tekli veya diğer adıyla basit regresyon, birden fazla bağımsız değişken içeren modeller ise çoklu regresyon olarak adlandırılmaktadır. Bunların dışındaki diğer regresyon yöntemlerinden bazıları doğrusal (lineer), doğrusal olmayan (nonlineer), lojistik, polinomyal, destek vektör regresyonu vb. olarak bilinmektedir.

Örneğin doğrusal regresyonda veriler düz bir çizgiye uyacak şekilde modellenmektedir. Rastgele bir değişken olan ve yanıt değişkeni olarak adlandırılan y, diğer bir rastgele değişken olan ve tahminleyici değişken olarak adlandırılan x' in doğrusal fonksiyonu olarak aşağıdaki denklemdeki gibi modellenebilir (Hastie ve diğ., 2009):

$$y = \beta_0 + \beta_1 x \tag{2.1}$$

Bu denklemde y' nin değişiminin sabit olduğu varsayılır. Denklemde yer alan β_0 ve β_1 ise regresyon katsayılarıdır ve β_1, x' in y' yi etkileme derecesidir. Yani β_1 sayısına bu iki değişkenin birbirlerini etkileme oranları da denilebilir. Ayrıca x bağımsız, y ise bağımlı değişken olarak adlandırılmaktadır. Diğer yandan bu yöntemde birden fazla bağımsız değişken de bulunabilmekle birlikte tekli regresyon da doğrusal regresyona ait Denklem (2.1) yoluyla ifade edilebilmektedir.

2.5.3.2. Destek Vektör Regresyonu (SVR)

1990' lı yıllarda Vapnik tarafından geliştirilmiş olan destek vektör makinesi (*support vector machines: SVM*) asıl olarak iki farklı etiket veya sınıftan oluşan ikili sınıflandırma problemleri için önerilmiştir. Bu yöntemin doğrusal olmayan regresyon problemlerinin çözümü amacıyla kullanılması durumunda ise destek vektör regresyonu (*support vector regression: SVR*) algoritmalarına dönüşmektedir. SVR olarak bu teknikte, eğitim verisindeki her bir örnek için bu örneğe en yakın ve doğru olan çıktı değeri üretilerek tahmin hatasının minimum olarak meydana gelmesini sağlayacak bir tür fonksiyonun geliştirilmesi sağlanmaktadır. Bu amaca yönelik olarak regresyon problemlerinde yaygın bir şekilde kullanılan en küçük kareler tahmin yöntemi, probleme ait veri setinde uç yani aşırı değerlerin yer alması durumunda çok fazla etkili ve kullanışlı olamamaktadır. Bu durumda, meydana gelebilecek herhangi bir olumsuz duruma karşın uyum sağlayabilen ve ε olarak ifade edilen bir kayıp fonksiyonunun kullanılması gerekliliği oluşmaktadır. Burada ε parametresine kadar olan tüm sapma yani hata miktarları ihmal edilmekte ve ilgili regresyon fonksiyonunun her iki tarafında bir düzlem belirlenerek fonksiyon vasıtasıyla eğitim örneklerinin her biri için yapılacak tahminlerin gerçek değerlere ne kadar yakın olduğu da bu şekilde belirlenebilmektedir (James ve diğ., 2013; Witten ve diğ., 2011; Wu ve Kumar, 2009). Sözkonusu kayıp fonksiyonu Denklem (2.2) ile ifade edilebilir:

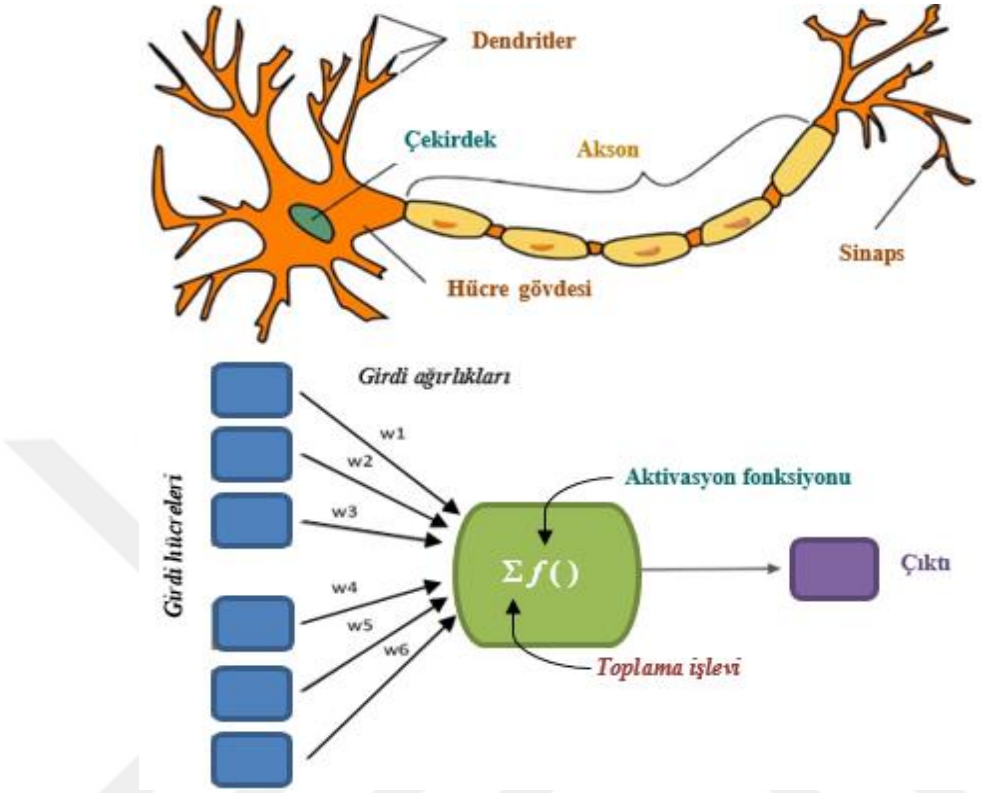
$$\varepsilon(x, y, \mathrm{f}) = |y - \mathrm{f}(x)|_\varepsilon = \max(0, |y - \mathrm{f}(x)| - \varepsilon) \tag{2.2}$$

Burada, x girdi değişkeni olup f, x' de tanımlı olan gerçek değerli bir fonksiyondur. $\mathrm{f}(x)$ ise y olarak tanımlanan hedef çıktı değişkeni için bir değerin öngörülmesini sağlayan tahminleme fonksiyonu olarak tanımlanmaktadır.

2.5.3.3. Yapay Sinir Ağları (ANNs)

Yapay sinir ağları (*artificial neural networks: ANNs*)' nın yapısı insanın merkezi sinir sisteminin bileşenlerinden oluşmaktadır. Bu biyolojik yapıdaki sinir hücreleri ve söz konusu hücreler arası bilgi aktarımını sağlayan aksonlar ANNs' de sırasıyla düğümleri (girdi, gizli ve çıktı) ve düğüm bağlantılarını temsil etmektedir. Gerçek bir nöron yapısı ve bu yapının yapay

olarak ifade edilmesi ve sistemleştirilmesi doğrultusunda oluşturulan ANNs' nin çalışma mekanizması Şekil 2.20' de görülebilmektedir[16]:



Şekil 2.20: Gerçek bir nöron modeli ve modelin ANNs' lere yönelik yapay bir nöron mekanizması olarak ifade edilmesini sağlayan bir tür simülasyonu.

Şekil 2.20'de de görülebilen girdi nöronlarının her biri, eğitim verisinde yer alan her bir tanımlayıcı yani girdi niteliğini temsil etmekte ve süreç boyunca bu niteliklere ait örnek değerlerini işlemeyi sağlamaktadır. w olarak simgelenen girdi ağırlıkları ise aslında gerçek sinir hücresinden alınan bilginin aktarımında rol alan aksonların bilgiyi aktarma yüzesi olarak da düşünülebilir. Bununla birlikte söz konusu her bir ağırlığın ilgili girdi değerine etkimesi ve nihayetinde ortaya çıkan tüm değerlerin, çıktının tahmin edilebilmesi için birleştirilmesi gerekmekte ve burada toplam fonksiyonu (Σ) devreye girmektedir. Elde edilen her bir değerin birleştirilmesinin (z) ardından ise bu toplam sonucu aktivasyon fonksiyonu ($f(\,)$) adı verilen bir dönüştürme birimi yoluyla yeniden işlenmekte ve hedef çıktı için bir tahmin değeri üretilmektedir. Söz konusu aktivasyon fonksiyonunun birçok çeşidi bulunmakla birlikte en sık kulanılanlarından bazıları lineer, sigmoidal/lojistik, ikili adım, hiperbolik tanjant, eksponansiyel vb. olarak bilinmekte olup sırasıyla Denklem (2.3)-(2.7)' de ifade edilmiştir (Al-Jaberi, 2018):

[16] https://www.ee.co.za/article/application-of-machine-learning-algorithms-in-boiler-plant-root-cause-analysis.html

$$f(z) = z \tag{2.3}$$

$$f(z) = \frac{1}{1+e^{-z}} \tag{2.4}$$

$$f(z) = \begin{cases} 1 & z > \theta \\ 0 & z \leq \theta \end{cases} \tag{2.5}$$

$$f(z) = \frac{2}{1+e^{-z}} - 1 \tag{2.6}$$

$$f(z) = \mathrm{e}^{-z} \tag{2.7}$$

Bununla birlikte sinyal akışı yani bilgi iletimi ile nöronların/düğümlerin birbirine bağlanma şekli ağın türünü belirlemektedir. Bu bağlamda ileri beslemeli ve geri beslemeli (tekrarlayan) olmak üzere iki farklı ANNs yapısı bulunmaktadır. İleri beslemeli ANNs' de bilgi akışı tek yönlü bir biçimde olup bu akış giriş düğümlerinden çıkış birimlerine yani ileri yönlü bir biçimde gerçekleşmektedir. Söz konusu bilgiyi alan herhangi bir düğüm ileri yöndeki (bilgi almadığı) diğer bir düğüme bu bilgiyi iletmektedir. Bu bakımdan geriye yönelik bir dönüş/döngü veya bilgi iletimi olmamaktadır. İleri beslemeli ANNs türlerinden bazıları tek katmanlı algılayıcılar, çok katmanlı algılayıcılar (*multilayer perceptrons: MLP*), radyal temel işlev ağları olarak bilinmektedir. Geribeslemeli ANNs' de ise iletilen bilgi için geribildirim döngüleri oluşmaktadır (Al-Jaberi, 2018; Tutorialspoint, 2015).

2.5.3.4. Karar Ağaçları

Karar ağaçları, modellenmelerinin yanısıra yorumlanmalarının basit olması, veri tabanı sistemlerine kolaylıkla uyum sağlaması, güvenilirliğinin yüksek olması ve görsel olarak da anlaşılmasının kolay olması gibi nedenlerden dolayı sınıflandırma problemlerine yönelik olarak en yaygın kullanılan tekniklerden biridir. Karar ağacı olarak modellenen birçok farklı algoritma bulunmakla birlikte bunlardan bazıları detaylı bir şekilde açıklanmıştır (Yucel ve diğ., 2021):

- **CART**

1984 yılında L. Breiman, J. Friedman, R. Olshen ve C. Stone tarafından geliştirilen CART yöntemi bir karar ağacı algoritması olup adını "*Classification and Regression Trees*" yani "*Sınıflandırma ve Regresyon Ağaçları*" ifadesinin baş harflerinden almaktadır. Bu bağlamda CART, kesikli/kısıtlı değerler için uygulanan sınıflandırma ve regresyon yöntemlerinin bir birleşimidir. Diğer yandan CART algoritması özyinelemeli olarak (tekrar tekrar bölünebilme) yalnızca ikili ağaçlar oluşturabilmektedir. Bu doğrultuda ağaç yapısında bulunan herhangi bir düğümün temsil ettiği bir öznitelik yalnızca iki farklı dala ayrılabilmekte ve bu durum da özniteliğe ait olan iki farklı etiketin/çıktı değerinin bulunabileceğini ifade etmektedir. Ayrıca

sözkonusu ortaya çıkan iki farklı değerin temsil edildiği yeni dalların da her biri yeniden bölünerek farklı dallara ayrılabilmektedir (Lewis, 2000; Witten ve diğ., 2011).

- **ID.3**

1980' li yılların başında J. Ross Quinlan tarafından geliştirilen ve bir tür karar ağacı yöntemi olan ID.3 (*Iterative Dichotomiser 3*) denetimli bir öğrenme algoritmasıdır. Bu algoritma eğitim verilerinin doğru bir şekilde sınıflandırılması amacıyla mümkün olan en kısa karar ağacını oluşturmaya çalışır. Sözkonusu kısa bir ağaç yapısı oluşturma hedefi ise problemin daha net ve kolay bir şekilde anlaşılmasını sağlayarak gelecekte karşılaşılacak yeni örneklerin sınıflandırılması için kullanılmaktadır. Diğer yandan ID.3 algoritması, ağaç yapısında herhangi bir niteliğe yönelik olarak eğitim örneklerini/verileri ortak bir değere sahip olan alt kümelere bölebilir. Bunu gerçekleştirebilmek içinse öncelikle test edilecek niteliğin seçilmesi gerekmektedir. Burada ID.3 tarafından, karar ağacının her bir dallanma sürecinde hangi niteliklerin kullanılacağını belirlemek için kullanılan yöntem ise her bir süreçte en fazla bilgi kazancını sağlayan özniteliğin bulunmasıdır. Bu doğrultuda ID.3 algoritması, eğitim örneklerinden elde edilen bilgilere diğer bir deyişle bilgi kazancına dayalı bir ağaç oluşturarak bu ağaç yapısını ele alınan probleme ait test verilerini sınıflandırma amacıyla kullanmaktadır. Bununla birlikte algoritma, kayıp veri bulunmayan ve nominal (kategorik veya sınıfsal) değerler barındıran öznitelikleri işleyebilmekte ve sınıflandırabilmektedir. Ancak çok fazla miktarda veri bulunan eğitim setlerine karşı oldukça duyarlı bir algoritma olduğu da bilinmektedir (Coppin, 2004; Han ve Kamber, 2006; Hssina ve diğ., 2014).

- **C4.5**

C4.5 algoritması Ross Quinlan tarafından 1993 yılında sınıflandırma problemlerine çözüm olması için ID.3 algoritmasının daha gelişmiş bir versiyonu olarak önerilmiş olup aynı zamanda sayısal nitelikler üzerinde de işlem yapabilmektedir. Diğer yandan C4.5 algoritması CART ile kıyaslandığında, verilerin yer aldığı herhangi bir öznitelik için gerçekleştirilecek düğüm dallanması sadece ikili bölünmelerle sınırlı olmayıp ikiden fazla yani çoklu bölünmeler de gerçekleştirilebilmektedir. Bununla birlikte C4.5 algoritmasının ID.3' e göre iyileştirilmiş bazı özellikleri bulunmaktadır. Bunlar C4.5' in eksik yani kayıp değerler bulunan bir veri setinin de işlenebilmesini mümkün kılması, tahmin doğruluğuna katkısı olmayan dalları tespit edip ortadan kaldırarak bunların yaprak düğümü haline gelmesini ve böylece ağacın budanarak tahmin başarısının iyileşmesini de sağlaması vb. dir (Ertel, 2017; Rokach ve Maimon, 2015).

- **CHAID**

CHAID (*Chi-Square Automatic Interaction Detection*) algoritması 1980 yılında Kass tarafından geliştirilmiş olan karar ağacı yöntemlerinden biri olup nominal bir yapıda olan çıktı (bağımlı) değişkeni ile iki ya da daha fazla kategoriye sahip olan yine nominal yapıdaki girdi (bağımsız) değişkenleri arasındaki istatistiki ilişkinin incelenmesine dayalı bir analizdir. Bu bağlamda sözkonusu çıktı değişkeninin her bir girdi değişkeni ile farklı kombinasyonları araştırılabilmekte ve ağaç yapısının dallanma süreci de bu şekilde düzenlenebilmektedir (Díaz-Pérez ve Bethencourt-Cejas, 2016; Magidson ve Vermunt, 2005).

- **SPRINT**

SPRINT (*Scalable, Parallelizable Induction of Decision Trees*) algoritması 1996' da John Shafer, Rakeeh Agrawal ve Manish Mehta tarafından önerilmiş ve adından da anlaşılabileceği üzere hızlı, ölçeklenebilir ve hafızaya dayalı tüm kısıtlamaları ortadan kaldırabilme yeteneğine sahip sınıflandırma problemlerine yönelik olarak geliştirilmiş karar ağacı yöntemlerinden biridir. Bu bağlamda SPRINT, çok sayıda işlem biriminin bir arada çalışarak kolayca paralelleşebilmesini yani eşzamanlı davranış gösterebilmesini mümkün kılarak tek bir tutarlı model üretmeyi sağlamaktadır. Algoritmanın bir diğer özelliği ise hem kategorik hem de sürekli değerlere sahip olan özniteliklere yönelik karar ağacı yapıları oluşturabilmektedir. Bununla birlikte klasik karar ağaçlarının çalışma yapısında verinin eğitilebilmesi için birden fazla geçiş yani bölümleme aşaması mevcut olup bu durum çalışma süresinin çok fazla artmasına neden olmaktadır. SPRINT algoritması ise yalnızca bir geçişe ihtiyaç duymaktadır. Bu geçişin oluşabilmesi bakımından gerekli düğüm bölümlemeleri içinse sürekli ve kategorik yapıdaki öznitelikler için farklı yaklaşımlar kullanılmaktadır. Sürekli veriler için bir tür sıralama dağılımı oluşturulmakta, kategorik veriler içinse ilgili öznitelikte yer alan etiketlerin belirli gruplara ayrılması sağlanmaktadır (Han ve Kamber, 2006; Lo ve diğ., 2014; Shafer ve diğ., 1996).

- **Rastgele Ağaç**

Rastgele ağaç (*random tree)* yöntemi Leo Breiman ve Adele Cutler tarafından geliştirilmiş olan karar ağacı algoritmalarından biri olup genellikle topluluk tabanlı bir yöntem olan rastgele orman algoritmasının oluşturulmasına yönelik olarak kullanılmaktadırr. Bu bağlamda sözkonusu rastgele ağaçların her biri ormanı oluşturan ağaçlardan biri olarak varsayılabilir. Diğer yandan rastgele ağaç yöntemi hem kategorik verilerin sınıflandırılmasında hem de sayısal verilerin tahminlenmesine yönelik regresyon problemlerinin çözümünde tercih edilmektedir.

Bu algoritmanın tasarımında öncelikle kök ve dallanmaların iç kısımlarını oluşturacak etiketlerin tanımlanması gerekmektedir (Jagannathan ve diğ., 2009).

2.5.3.5. Topluluk Tabanlı Modeller

Birçok tahminleme algoritması tekil olarak yani bağımsız bir şekilde çalışmaktadır. Ancak bazı algoritmalar birden çok bağımsız modelin bir arada ve koordine bir şekilde çalışması sonucunda ortaya çıkmaktadır. Bu prensip doğrultusunda işleyen topluluk tabanlı modellere ait bazı tahminleme algoritmalarının çeşitli özellikleri ile birlikte çalışma süreçleri aşağıda detaylı bir şekilde açıklanmıştır:

- **Rastgele Orman**

Rastgele orman (*random forest)* algoritması çoklu karar ağaçlarından oluşan topluluk tabanlı tahminleme yöntemlerinden biri olup her bir ağaç, rassal olarak parçalanan verisetine ait alt kümelerin yine rassal olarak belirlenen öznitelikler ile eğitilmesini sağlar. Bu bağlamda rastgele orman yöntemiyle, her bir karar ağacı tarafından dikkate alınan ilgili eğitim kümesinden elde edilen bağımsız tahmin sonuçları ağırlıklı çoğunluk oylaması, ortalama alma vb. gibi yaklaşımlarla birleştirilerek nihai tahmin sonucu belirlenebilmektedir. Bu yöntemin regresyon versiyonunda ise eğitim verisi sayısal yani nümerik bir yapıda olup elde edilen tahminler ise sınıflandırma problemlerinde olduğu gibi belirli bir etiket/gruba (nemli hava, yüksek puan, yeşil göz vb.) ait olmamaktadır.

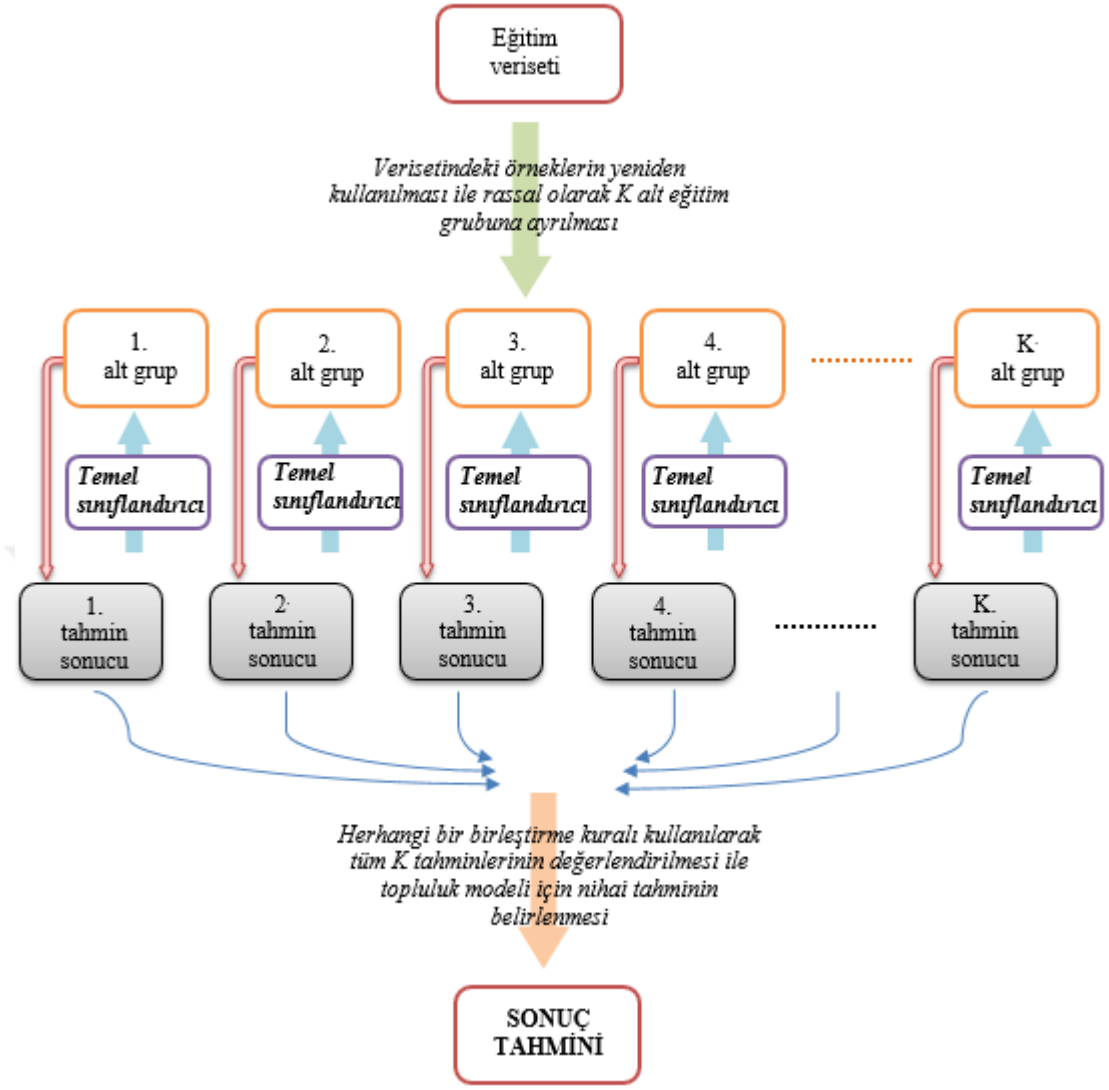
Bununla birlikte rastgele orman algoritmasının işleyişinde gerekli olan bazı parametreler bulunmaktadır. Bunlardan ilki, yetiştirilecek ağaçların sayısı olup diğeri ise en iyi ağaç bölünmesinin elde edilebilmesi amacıyla düğümlerde kullanılacak olan özniteliklerin sayısıdır. Bu süreçte ilk aşamada probleme yönelik olarak kullanılacak veri setinin 2/3’ ü modelin eğitilmesi ve problemin öğrenilmesi amacıyla ele alınan örnekleri; geriye kalan kısım ise modele ait hata miktarlarının gözlemlenmesi yani model doğruluğunun test edilmesi amacıyla kullanılacak örneklerdir. Bu bağlamda ormandaki ağaçların oluşturulmasında iki farklı rastgele seçim adımı uygulanmaktadır. İlk adım olarak her bir ağacı oluşturmak için söz konusu veri seti içerisinden gerekli eğitim örnekleri rastgele seçim yoluyla belirlenir. Bu doğrultuda her bir ağaç modelinde eğitim verilerinin farklı bir alt kümesi kullanılmış olmaktadır. İkinci adımda ise ağaçta bulunan her bir düğüm için rassal olarak bölünme koşulları belirlenmektedir. Bunun için her bir düğümde özniteliklerin yani tahminleyici değişkenlerin bir alt kümesi rastgele seçim yoluyla belirlenir. Burada bilinmelidir ki öznitelik sayısının yeterli miktarda tahmin gücünün

yanısıra yine yeterli miktarda korelasyon (tahmin ve gerçek değerler aradsındaki uyumun gücü) sağlayacak şekilde seçimi son derece önemlidir (Horning, 2010).

- **Bagging ve Boosting**

Topluluk tabanlı makine öğrenmesi yöntemlerinden bir diğeri olan bagging (*boostrap aggregating*) algoritması Leo Breiman tarafından 1996 yılında geliştirilmiştir. Topluluk tabanlı yöntemlerin işleyiş mantığına dayalı olarak birden fazla alt tahminleme modelinin birleşimiyle oluşturulan bir algoritma olan bagging yöntemi ile sayısal bir sonucun tahmin edilmesi sürecinde tüm alt modeller tarafından belirlenen sonuçların ortalamasını alınırken belirli bir sınıfın/etiketin sınıflandırılmasında ise çoğunluk oyundan yararlananılır. Bu bağlamda söz konusu alt modellerin her biri, eğitim verisinin farklı alt kümeleri kullanılarak oluşturulmakta ve bu kümelerin birleşmesiyle oluşan temel/birleşik model için tekil bir tahminleyicininkinden daha yüksek bir başarı sağlanması amaçlanmaktadır. Diğer yandan her bir alt tahminleyicinin kullanacağı eğitim örnekleri temel verisetinden rassal olarak seçilmekte ve her bir örnek veri birden fazla modelde yer alabilmektedir (Breiman, 1996). Bagging modelinin tahminleme sürecine yönelik olarak oluşturulmuş bir şema ise Şekil 2.21' de görülebilmektedir (Yucel ve diğ., 2020).

Boosting algoritması ise Schapire (1990) tarafından geliştirilmiş olup, uygulamada kullanılabilecek en bilinen verisyonu olarak bilinen Adaboost yöntemi ise ilk olarak Freund ve Schapire (1996) tarafından önerilmiştir. Adaboost yönteminde sınıflandırıcı modeller, eğitim verisetinin farklı alt kümelerini kullanan bir önceki sınıflandırıcı modellerin davranışına dayalı olarak tek tek oluşturur. Diğer yandan klasik boosting yönteminde, kullanılacak örnekler net olarak belirlenmiş koşullara göre seçilirken Adaboost' da ise örnekler olasılığa dayalı bir şekilde seçilir. Bu durum her bir örneğin belirli bir işlenme olasılığına sahip olduğunu göstermektedir. Ayrıca Adaboost yönteminde klasik boosting yaklaşımından farklı olarak çok sayıda sınıflandırıcıdan yararlanılmaktadır. Adaboost yönteminin baggingden farkı ise, karara varılma şekli olup basit çoğunluk oylama tekniği yerine ağırlıklı çoğunluk oylaması yaklaşımı kullanılmaktadır. Bu bağlamda bagging yönteminde tüm tahminleyici alt modeller eşit bir ağırlık değerine sahipken boosting yönteminde ise söz konusu ağırlıklandırma işlemi daha başarılı olan modellere daha fazla etki verilmesi şeklinde uygulanır (Kubat, 2017; Witten ve diğ., 2011).



Şekil 2.21: Bagging yöntemiyle bir tahminleme sürecinin nasıl gerçekleştirildiğine dair görsel bir şema (Yucel ve diğ., 2019).

3. MALZEME VE YÖNTEM

3.1. YAPI SİSTEMİ VE TMD' YE AİT MEKANİK ÖZELLİKLER

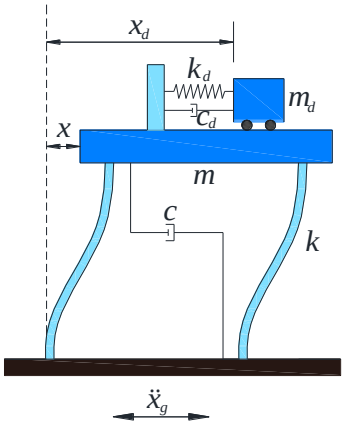
Herhangi bir yapı sistemine rüzgâr, deprem, su dalgası vb. gibi dış çevre kaynaklı bir kuvvetin etki etmesi yapı sisteminin stabilitesini etkilemekte ve bu duruma bağlı olarak yapı, titreşim olarak adlandırılan bir tür tepki vermektedir. Bu durumda, söz konusu titreşim hareketleri yapı sisteminde bir dinamik hareketlenme olarak ortaya çıktığından sistemin bulunduğu konumun da etkilendiği bazı yapısal etkiler meydana gelebilmektedir. Bu etkiler yer değiştirme yani deplasman olarak bilinmekte olup ayrıca gerçekleşen hareketin zamana bağlı olarak değişen bir de hızı ve ivmesi de bulunmaktadır. Bu tür tepkilerin büyüklüğü ve ortaya çıkış şekli hem yapının hem de sönümleme amaçlı olarak kullanılan kontrol cihazının sahip olduğu mekanik özelliklerin yanısıra etki eden dış kaynağın türüne göre değişebilmektedir. Bu bağlamda, yapı ve mevcut olarak tasarlanan sönümleyiciye (TMD) ile gerçekleşene dinamik davranışa ait bazı özellikler Tablo 3.1' de görülebilmektedir:

Tablo 3.1: Ana yapı ve TMD' ye ait mekanik parametreler ile dinamik hareket bileşenleri.

Sistem		***Mekanik Özellikler***									
		Kütle (kg)	**Rijitlik katsayısı (N/m)**	**Sönüm katsayısı (Ns/m)**	**Doğal açısal frekans (rad/s)**	**Frekans (1/s)**	**Doğal periyot (s)**	**Sönüm oranı**	**Yatay deplasman (m)**	**Hız (m/s)**	**İvme (m/s²)**
Ana Yapı	Gösterim Şekli	m	k	c	ω_s	f_s	T_s	ξ_s	x	$\dot{x}$	$\ddot{x}$
	Formül	-	$\omega_s{}^2\,\mathrm{m}$	$2\mathrm{m}\omega_s\xi_s$	$\sqrt{\frac{\mathrm{k}}{\mathrm{m}}}$	$\frac{2\pi}{T_s}$	$2\pi f_s = \frac{2\pi}{\omega_s}$	$\frac{\mathrm{c}}{2\mathrm{m}\omega_s}$	-	-	-
TMD	Gösterim Şekli	$\mathrm{m_d}$	$\mathrm{k_d}$	$\mathrm{c_d}$	ω_d	f_d	T_d	ξ_d	$\mathrm{x_d}$	$\dot{\mathrm{x}}_\mathrm{d}$	$\ddot{\mathrm{x}}_\mathrm{d}$
	Formül	-	$\omega_d{}^2\,\mathrm{m_d}$	$2\mathrm{m}\omega_d\xi_d$	$\sqrt{\frac{\mathrm{k_d}}{\mathrm{m_d}}}$	$\frac{2\pi}{T_d}$	$2\pi f_d = \frac{2\pi}{\omega_d}$	$\frac{\mathrm{c_d}}{2\mathrm{m_d}\omega_d}$	-	-	-

Burada, yatay deplasman olarak belirtilen dinamik bileşen, yapı sisteminin gerçekleştirdiği titreşim hareketi esnasında başlangıç konumundan yatay yöndeki uzaklaşma/yer değiştirme mesafesi olarak nitelendirilebilir. Hız ve ivme bileşenleri ise yine söz konusu titreşim hareketi sırasında yapı sisteminde zamana bağlı olarak oluşan hız ve ivme değerleridir.

Diğer yandan, Tablo 3.1' de özetlenen yapısal mekanik özellikler (kütle, rijitlik ve sönüm katsayısı) ile yer değiştirme vb. gibi zamana bağlı olarak oluşan bazı parametreler tek serbestlik dereceli (SDOF) yapı sistemleri için ifade edilmiş olup üzerinde bir de TMD yer alan sdof yapı modeli Şekil 3.1 ile temsil edilmiştir:



Şekil 3.1: Tek serbestlik dereceli (SDOF) yapı sistemi ve TMD' nin mekanik parametreleri (Yucel ve diğ., 2019).

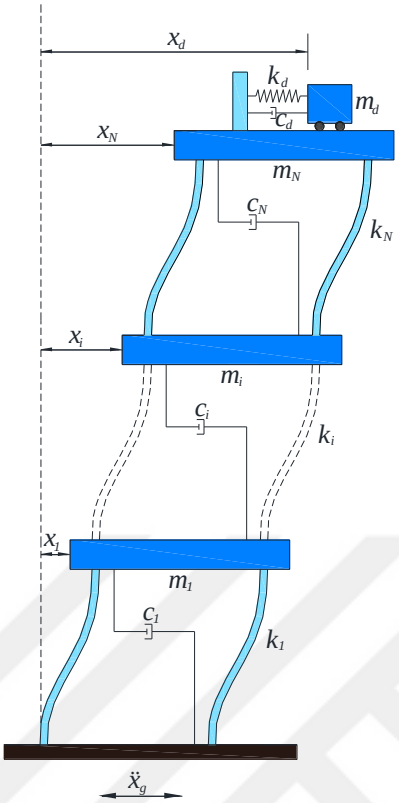
Burada $\ddot{x}_g$ ise, yapı sistemine etki eden dış kaynaklı kuvvetin (harmonik/sinüs dalgası) yer ivmesi şeklinde etki etmesi amacıyla oluşturulan ve zamana bağlı olarak değişim gösteren ivme değerlerini temsil etmektedir. SDOF bir yapı sistemi için söz konusu dış kuvvete bağlı olarak meydana gelen dinamik sürece ait hareket denklemi ise Denklem (3.1) ile ifade edilmektedir:

$$\mathrm{m}\ddot{\mathrm{x}} + \mathrm{c}\dot{\mathrm{x}} + \mathrm{kx} = \left(\mathrm{P}\, sin(w_s \mathrm{t} + \emptyset)\right)\mathrm{m}\ddot{x}_{\mathrm{g}} \tag{3.1}$$

Denklem (3.1)' de görülen P, sinüs dalgasının genliğini, bir başka deyişle dalganın şiddetini, t ise hareketin meydana geldiği zaman adımını simgelemektedir. ∅ ise dalganın faz açısını yani gecikme miktarı anlamına gelmektedir.

Bununla birlikte Denklem (3.1)' de yer alan mekanik parametreler ve dinamik harekete ait özellikler çok serbestlik dereceli (MDOF) yapılar için farklı bir hal almaktadır (Şekil (3.2)). Bunun sebebi ise MDOF yapı sistemlerinde birden çok serbestlik derecesinin (sadece yatay (x yönünde) hareketlenme göz önüne alındığında birden çok katın bulunmasına bağlı olarak söz konusu miktarda yatay hareketlenme serbestliğinin bulunması) var olmasıdır. Buna bağlı olarak sdof sistemler için ifade edilen hareket denklemi Denklem (3.2)' deki halini almaktadır:

$$\mathrm{M}\ddot{\mathrm{X}} + \mathrm{C}\dot{\mathrm{X}} + \mathrm{KX} = \left(\mathrm{P}sin(w_s \mathrm{t} + \emptyset)\right)\mathrm{M}[1]\ddot{x}_{\mathrm{g}} \tag{3.2}$$



Şekil 3.2: En üst katında bir TMD bulunan mdof yapı sistemi (Yucel ve diğ., 2019).

Denklem (3.2)' de belirtilen hareket denkleminde yer alan mekanik parametreler ile birlikte her bir serbestliğe ait zamana bağlı olarak değişen dinamik bileşenler, çok serbestlik dereceli (MDOF) yapılar için matris formunu almaktadır. Bu bağlamda kütle matrisi M, sönüm matrisi C ve rijitlik matrisi ise K olarak sırasıyla Denklem (3.3)-(3.5)' de belirtilmiştir:

$$M = \begin{bmatrix} m_1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & m_2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & m_3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \ddots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & m_N & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & m_d \end{bmatrix} \tag{3.3}$$

$$C = \begin{bmatrix} c_1 + c_2 & -c_2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -c_2 & c_2 + c_3 & -c_3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -c_3 & c_3 + c_4 & -c_4 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -c_4 & \ddots & -c_N & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -c_N & c_N + c_d & -c_d \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -c_d & c_d \end{bmatrix} \tag{3.4}$$

$$K = \begin{bmatrix} k_1 + k_2 & -k_2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -k_2 & k_2 + k_3 & -k_3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -k_3 & k_3 + k_4 & -k_4 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -k_4 & \ddots & -k_N & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -k_N & k_N + k_d & -k_d \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -k_d & k_d \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

Burada N ile MDOF bir yapı sisteminde yer alan toplam serbestlik derecesi sayısı ifade edilmekte olup hareket denkleminin bir diğer bileşeni olan yatay yer değiştirme yani deplasman ile birlikte hız ve ivme değerleri için oluşturulan matrisler de sırasıyla yer alacak şekilde Denklem (3.6)' da görülebilmektedir:

$$X = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \\ \vdots \\ X_N \\ X_d \end{bmatrix} \quad \dot{X} = \begin{bmatrix} \dot{X}_1 \\ \dot{X}_2 \\ \dot{X}_3 \\ \vdots \\ \dot{X}_N \\ \dot{X}_d \end{bmatrix} \quad \ddot{X} = \begin{bmatrix} \ddot{X}_1 \\ \ddot{X}_2 \\ \ddot{X}_3 \\ \vdots \\ \ddot{X}_N \\ \ddot{X}_d \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

3.2. TMD' NİN OPTİMUM TASARIMI

Yapılarda deprem, rüzgar, araç hareketliliği, patlama vb. gibi dinamik etkenlere bağlı olarak meydana gelebilecek hasarların önüne geçilebilmesinin yanısıra bu tür dinamik hareketlilikler sırasında hem yapının hem de içerisindeki canlı varlıkların en üst düzeyde korunabilmesi açısında kontrol sistemlerinin doğru ve amaca uygun şekilde tasarlanması çok önemli bir husustur. Bu tasarım ise kontrol sistemlerinin bazı mekanik parametrlerinin en doğru şekilde ayarlanmasıyla mümkün olmaktadır. Bu bağlamda mevcut tez çalışmasında, en üst katında bir ayarlı kütle sönümleyici (TMD) içeren ve harmonik uyarım olarak sinüs dalgası ivmelerine maruz kalmış olan yapılarda meydana gelebilecek maksimum yer değiştirmenin minimize edilmesi amacıyla belirli yapısal parametrelere bağlı olarak çeşitli optimizasyon uygulamalarına yer verilmiştir. Bu amaçla, TMD tasarımının optimum bir şekilde gerçekleştirilebilmesi için ortaya çıkacak yapısal tepkilerin (yatay yönlü yer değiştirme, hız ve ivme) zamana bağlı olarak değişim gösteren (time-history) değerleri dikkate alınmıştır.

Söz konusu optimizasyon uygulamalarında ele alınan harmonik uyarım ivmeleri doğrultusunda gerçekleştirilen dinamik analizler sırasında, her bir sdof yapı tasarımında ortaya çıkan kritik değerli/maksimum yer değiştirme (X_{max}) değerlerinin minimizasyonu amaçlandığından TMD periyodu (T_d) ve sönüm oranı (ξ_d) olarak belirlenen mekanik sönümleyici parametrelerinin optimal yani tasarımı gerçekleyen en uygun seviyedeki değerlerin elde edilmesi

hedeflenmektedir. Bu bağlamda her bir yapı tasarımı, yapı periyodu (T_s), yapıya ait içsel sönüm oranı (ξ_s) ve kütle oranı (μ) için değişkenlik gösteren parametre değerlerinin bir kombinasyonu oluşturularak optimize edilmiş olup toplam olarak 252 farklı yapı tasarımına yönelik olarak optimizasyon süreçleri gerçekleştirilmiştir. Ele alınan her bir parametre için belirlenen değerler/limitler Tablo 3.2' de yer almaktadır:

Tablo 3.2: Optimizasyonda ele alınan yapı periyotu, sönüm oranı ve kütle oranı değerleri.

T_s (s)	0.5	1	1.5	2.0	3.0	4.0	5.0
ξ_s	0.03		0.05		0.1	0.2	
μ[17]	0.01				0.05-0.4 (0.05 artarak)		

3.2.1. Metasezgisel Algoritma ile Optimizasyon Probleminin Tasarımı

Gerçekleştirilen optimizasyon uygulamalarında SDOF yapılar ele alınmış olup temel alınan amaç fonksiyonu ise yapının maruz kaldığı sinüs dalgası uyarımları doğrultusunda zaman-tanım alanında ortaya çıkan kat yer değiştirmelerinden en büyük yani kritik olan değerin minimizasyonudur. Bu bağlamda gerekli dinamik analiz süreçlerinin gerçekleştirilebilmesi amacıyla FPA yöntemi kullanılmış olup algoritmaya ait optimizasyon adımları aşağıda detaylı bir şekilde açıklanmaktadır:

1. Aşama: İlk aşama optimizasyon probleminin tanımlanması olarak görülmekte ve bu süreçte probleme ait hedef veriler olan tasarım parametreleri, bu parametreler için önceden belirlenmiş sınır değerleri yani maksimum ve minimum değer kısıtlamaları, tasarım probleminin çözümlenmesini sağlayacak bazı katsayılar ile ele alınan algoritmaya ait özel parametreler tanımlanmaktadır. Denklem (3.7)' de probleme ait bir tasarım parametresinin başlangıç aşamasında nasıl tanımlandığı görülmek üzere nf toplam çiçek sayısı yani optimizasyon süreci için gerekli aday çözümlerin olduğu popülasyonu; n ise tasarıma ait toplam parametre sayısını belirtmekteyken $X_{i,j}$ i. tasarım parametresi için j. aday çözüm değerini; $X_{\text{üst limit}}$ ve $X_{alt\ limit}$ ise sırasıyla her bir tasarım parametresi için tanımlanmış maksimum ve minimum sınır değerlerini temsil etmektedir:

$$X_{alt\ limit} < X_{i,j} < X_{\text{üst limit}} \qquad \begin{matrix} i = 1, 2, \dots, n \\ j = 1, 2, \dots, nf \end{matrix} \tag{3.7}$$

[17] Kütle oranı (μ), TMD kütlesinin (m_d) yapı kütlesine (m) oranıdır.

2. Aşama: Bu aşamada ise probleme ait tasarım parametrelerine yönelik olarak daha önceden belirlenmiş sınır değerleri doğrultusunda ve toplam popülasyon içerisinde yer alan aday çözüm sayısınca atanan başlangıç değerleri Denklem (3.8)' de de ifade edildiği üzere rassal bir şekilde belirlenmekte ve her biri Denklem (3.9)' da görülebilen başlangıç popülasyon matrisinde ilgili yerlere, daha ileriki iyileştirme aşamalarında kullanılmak üzere kaydedilmektedir.

$$X_{i,j} = X_{alt\ limit} + rand\ (0,1)(X_{\text{üst } limit} - X_{alt\ limit}) \tag{3.8}$$

$$\text{BM} = \begin{bmatrix} X_{1,1} & X_{1,2} & . & . & . & X_{1,nf-1} & X_{1,nf} \\ X_{2,1} & X_{2,2} & & & & X_{2,nf-1} & X_{2,n} \\ . & . & . & . & . & . & . \\ . & . & . & . & . & . & . \\ X_{n-1,1} & X_{n-1,2} & . & . & . & X_{n-1,nf-1} & X_{n-1,nf} \\ X_{n,1} & X_{n,2} & . & . & . & X_{n,nf-1} & X_{n,nf} \end{bmatrix} \tag{3.9}$$

Burada $rand(\ )$ fonksiyonu parantez içerisinde belirlenen koşullar doğrultusunda rassal bir sayı üretlmesini sağlamakta olup matristeki satırlar her bir tasarım parametresine ait değerlerin depolandığı birer vektör olarak temsil edilmekteyken sütunlar ise bu parametrelere ait başlangıç değerlerinin farklılaşmasını yani rassal bir şekilde belirlenmesini sağlayan aday çözümleri yansıtmaktadır. Bunun yanısıra matrisin her bir satırı ayrıca optimizasyon problemi için bu aşamada hesaplanan verilerden biri olan tasarım sınırlamaları yani kısıt fonksiyonlarıyla birlikte temel hedef olan amaç fonksiyonu değerlerini de içermektedir.

Bu aşamanın son adımı ise tüm aday çözümler için belirlenen değerlerin tasarım hedeflerini ve kısıtlamalarını sağlayıp sağlamadığının belirlenmesdir. Bu bağlamda ele alınan kısıt fonksiyonlarının her biri tasarıma uygun bir şekilde hesaplanarak gözlemlenir ve nihayetinde ele alınan tasarım koşullarına uymayan her bir çözüm belirlenerek ilgili çözüm vektörüne ait amaç fonksiyonu değeri bir tür cezalandırma işlemine tabi tututlur.

3. Aşama: Bu aşama ise aday çözümlere ait değerlerin güncellenerek daha uygun bir seviyeye getirilmesi yani optimize edilmesine dayanmaktadır. Bu doğrultuda ilgili algoritmanın sahip olduğu parametre değerleri ve optimizasyon kurallarına bağlı olarak ele alınan probleme yönelik iyileştirme adımları gerçekleştirilmekte ve bu süreç çoklu iterasyonlar sayesinde mümkün olmaktadır. Bu bağlamda, her bir çözüm adayının sahip olduğu başlangıç değerleri ve güncellenen yeni değerleri kıyaslanarak daha uygun olan değerler seçilmekte ve BM matrisinin

ilgili hücresine kaydedilmekte; böylece her bir iterasyon adımının sonucunda tüm popülasyon için yeni ve optimize edilmiş değerler matrisi oluşturulabilmektedir. Burada, ilgili iterasyon adımında FPA kurallarına göre her bir aday çözümün iyileştirilebilmesi amacıyla uygulanabilecek iki farklı seçenek bulunmaktadır. Bunlar çiçekli bitkilerin sahip olduğu doğal bir üreme yeteneği olan tozlaşma sürecinden yola çıkılarak ifade edilmiş olup çeşitli etmenlere göre farklılaşan global/küresel arama ve lokal/yerel arama olarak bilinen yollarla gerçekleştirilebilmektedir. Bahsedilen bu etmenlere ise tozlaşma sürecinde herhangi bir tozlayıcının (kuş, arı, böcek vb.) var olup olmaması, tozlaşmanın aynı çiçek bünyesinde var olan bireyler arasında gerçekleşip gerçekleşmemesi gibi durumlar örnek olarak gösterilebilir. Bu anlamda her bir optimizasyon sürecinde, FPA' nın sahip olduğu özel bir parametre olan ve igili arama seçeneğinin ne olacağını belirleyen anahtar olasılığı (sp) kontrol edilmelidir. Bu değer ile arama türü, Denklem (3.10)' da da belirtilen koşullar doğrultusunda belirlenebilmektedir.

$$X_{i,yeni} = \begin{matrix} rand(\,) > sp & X_{i,j} + rand\ (0,1)\left(X_{i,m} - X_{i,k}\right) & \text{(Lokal arama)} \\ rand(\,) < sp & X_{i,j} + Lévy\ (X_{i,eniyi} - X_{i,j}) & \text{(Global arama)} \end{matrix} \tag{3.10}$$

Denklem (3.10)' da görüldüğü üzere $X_{i,yeni}$ terimi her bir aday çözümün *i.* tasarım parametresine yönelik olarak güncellenmiş değerini; lokal arama sürecine ait ifadede görülebilen $X_{i,m}$ ve $X_{i,k}$ ise yine *i.* parametre için çiçek popülasyonundan seçilecek olan iki farklı aday çözümü temsil etmek üzere her bir iterasyonda güncellenen BM matrisinden, randomizasyon yoluyla belirlenmektedir. Bununla birlikte global arama süreci için ise $X_{i,eniyi}$ olarak sembolize edilen ve başlangıç matrisinde (BM) yer alan tüm aday çözümler arasından, ele alınan amaç fonksiyonunu en uygun seviyeye getiren yani minimum/maksimum yapan çözüm olup bu süreç için tozlayıcı etmenin uçuşunu formülize eden bir fonksiyon olan $Lévy$ dağılımı ise Denklem (3.11) ile hesaplanabilmektedir:

$$Lévy = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\right)(rand(0,1))^{-1.5}\, e^{\left(-\frac{1}{2\,rand(0,1)}\right)} \tag{3.11}$$

4. Adım: İterasyon adımlarının her birinde ilgili aday çözümlerin sahip olduğu kısıtlama hesaplamaları ile ilgili amaç fonksiyonu değerlerinin de kontrol edilmesiyle birlikte güncel hale gelmiş yani tamamiyle iyileştirilmiş bir BM matrisi elde edilebilmektedir. Bu sayede mevcut çözüm matrisi yeni oluşturulan matrisi ile karşılaştırılarak daha iyi yani optimum haldeki

çözümler dikkate alınabilmektedir. Burada asıl hedef ise ele alınan amaç fonksiyonu değeri açısından daha uygun durumda olan çözümün ortaya çıkarılması ve bu doğrultuda daha iyi olan her bir çözüme ait tüm tasarım parametrelerinin değerlerinin elde edilerek optimum TMD tasarımlarının oluşturulmasıdır. Eğer yeni oluşturulan matristeki herhangi bir çözüm için belirlenen amaç fonksiyonu değeri önceki değere nazaran daha kötü ise bu çözümler için herhangi bir değişiklik yapılmamaktadır. Bununla birlikte aday çözümlerin, tasarım problemine ait herhangi bir kısıt fonksiyonu için belirlenen sınır değerini aşması durumunda ise ilgili çözüme ait amaç fonksiyonu değeri bir cezalandırma işlemine maruz bırakılmakta ve böylece daha iyi ve daha kötü durumda olan çözümler belirlenerek BM matrisi son halini almış olmaktadır.

5. Adım: Son adıma ise tasarımın başlangıcında belirlenen bir tür durma kriteri yani toplam iterasyon sayısı tamamlanana veya hedeflenen belirli bir tasarım kriteri sağlanana kadar 3 ve 4. adımlar tekrarlanarak optimizasyon süreci sürdürülür.

Çiçek tozlaşma algoritmasına (FPA) yönelik olarak tüm bu aşamaların özetlendiği sözde optimizasyon kodu aşağıdaki gibidir (Tablo 3.3):

Tablo 3.3: Çiçek tozlaşma algoritmasına ait sözde kod.

Tasarım sabitlerinin, tasarım değişkenlerinin ve değişkenlere ait alt-üst sınır değerlerinin tanımlanması
Amaç fonksiyonunun (***mininimum/maksimum***) tanımlanması
Özel algoritma parametrelerinin ve durma kriterinin ifade edilmesi
    sp: anahtar olasılığı ∈ [0,1]
    nf: popülasyon sayısı
    durma kriteri: maksimum iterasyon sayısı
İterasyon sürecinin gerçekleştirilmesi
for döngü = 1 : ***durma kriteri***
  if ***sp*** > *rand* (0,1)
    for i = 1 : ***nf***
    $\boldsymbol{f(x)}$' i minimum/maksimum yapan yani en iyi çözümün $\left(\boldsymbol{X_{i,eniyi}}\right)$ bulunması
    Lévy dağılımının hesaplanması (Denklem (3.11))

$$\boldsymbol{L\acute{e}vy} = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\right)\left(\mathbf{rand(0,1)}\right)^{-1.5}\mathbf{e}^{\left(-\frac{1}{2\,\mathbf{rand}()}\right)}$$

Tasarım değişkenleri için değerlerin yeniden hesaplanması

Global/küresel arama *(çapraz tozlaşma)* (Denklem (3.10)):

$$\boldsymbol{X_{i,yeni}} = \boldsymbol{X_{i,j}} + \boldsymbol{L\acute{e}vy}\left(\boldsymbol{X_{i,eniyi}} - \boldsymbol{X_{i,j}}\right)$$

  Tasarım değişkenleri için yeni belirlenen değerlerin alt ve üst limitler dahilinde olup olmadığının ***global arama*** kurallarına göre kontrol edilmesi

Amaç ve kısıt fonksiyonlarının hesaplanarak kısıtlamaları sağlamayan tüm çözümlerin büyük bir değer ile cezalandırılması

end

else

for i = 1 : ***nf***

İki farklı çözümün (***k.*** ve ***m.*** aday vektörler) rassal olarak belirlenmesi

Lokal/yerel arama *(kendi kendine tozlaşma)* (Denklem (3.10)):

$$\boldsymbol{X_{i,yeni} = X_{i,j} + \mathbf{rand}(0,1)\left(X_{i,m} - X_{i,k}\right)}$$

Tasarım değişkenleri için yeni belirlenen değerlerin alt ve üst limitler dahilinde olup olmadığının ***lokal arama*** kurallarına göre kontrol edilmesi

Amaç ve kısıt fonksiyonlarının hesaplanarak kısıtlamaları sağlamayan tüm çözümlerin büyük bir değer ile cezalandırılması

end

end

Amaç fonksiyonunun uygunluğu/optimalliği açısından mevcut ve yeni belirlenen değerlerin karşılaştırılarak daha iyi olan çözümlerin belirlenmesi ve bu çözümler yoluyla matrisin güncellenmesi

end

Tablo 3.3' de detaylı bir şekilde açıklanan her bir adım, mevcut tez çalışmasında gerçekleştirilecek optimizasyon süreçlerine yönelik olarak uygulanacak olursa, ilk aşamada optimum TMD periyodu (T_d) ve sönüm oranı (ξ_d) olarak belirlenen tasarım parametrelerine ait değerler sırasıyla Denklem (3.12) ve (3.13)' de ifade edilmiş olan sınır değerleri doğrultusunda Denklem (3.14) ve (3.15)' de görülen formülasyonlar yoluyla hesaplanarak başlangıç matrisinde (BM) depolanmaktadır.

$$0.5\,T_s < T_d < 1.5\,T_s \tag{3.12}$$

$$0.05 < \xi_d < 0.5 \tag{3.13}$$

$$T_d = 0.5\,T_s + rand\,(1.5\,T_s - 0.5\,T_s) \tag{3.14}$$

$$\xi_d = 0.05 + rand\,(0.5\ - 0.05) \tag{3.15}$$

Başlangıç matrisinde (BM) tasarım parametrelerinin yanısıra problemin uygulanışına yönelik olarak kullanılan kısıt fonksiyonu değerleri ile birlikte amaç fonksiyonu değerleri ve ayrıca istenilen diğer sonuçlar da depolanmalıdır. Bahsi geçen tüm bu değerler her bir aday için ayrı ayrı belirlenerek (Denklem (3.17)) BM' de aday vektörler (AV) şeklinde temsil edilmektedir (Denklem (3.16)).

$$\mathrm{BM} = [\mathrm{AV}_1 \quad \mathrm{AV}_2 \quad \mathrm{AV}_3 \quad \mathrm{AV}_4 \quad \cdots \quad \mathrm{AV}_{nf}] \tag{3.16}$$

$$\mathrm{AV} = \begin{bmatrix} T_d \\ \xi_d \\ \vdots \\ f(\mathrm{x}) \end{bmatrix} \tag{3.17}$$

Başlangıç matrisinin genel olarak son satırında yer alan amaç fonksiyonu ise problemin asıl hedefini belirlemekte; optimize edilen parametreler yoluya ve ilgili probleme ait kısıt fonksiyonları vasıtasıyla da değerlendirilmektedir. Bu bağlamda söz konusu uygulamaların temel amacı olarak ifade edilmiş olan ve zamana bağlı olacak şekilde değişen sinüs dalga uyarımlarına maruz kalan yapılarda meydana gelen maksimum yer değiştirmenin minimizasyonu ($f(x)$) olarak belirlenen amaç fonksiyonu Denklem (3.18)' deki gibi ifade edilebilir.

$$f(x) = \min\left(\max\left|\mathrm{X}_{2,sdof}\right|\right) \tag{3.18}$$

Bununla birlikte söz konusu uygulamalara yönelik olarak amaç fonksiyonun kontrolünü sağlayan bir de tasarım kısıtı mevcuttur. Bu kısıt TMD' nin sahip olduğu yay parçasının, esas yapının dinamik hareketi sırasında meydana gelen yer değiştirmeye bağlı olarak verdiği tepki olarak uzama göstermesiyle (stroke) ilgili olup Denklem (3.19) ile kontrol edilmiştir:

$$stroke = \left|\frac{\max|\mathrm{X}_{2,TMD}| - \max|\mathrm{X}_{2,sdof}|}{\max|\mathrm{X}_{1,sdof}|}\right| \leq \begin{matrix} 1.5 & (1.\,\mathrm{model}) \\ 3 & (2.\,\mathrm{model}) \end{matrix} \tag{3.19}$$

Burada $X_{1,sdof}$ ve $X_{2,sdof}$ yapı için uygulanan harmonik uyarımlar doğrultusunda tüm zaman adımları açısından TMD bulunmadığı ve yapıya TMD' nin eklenmesi sonucunda meydana gelen yer değiştirme değerini ifade etmektedir. $X_{2,TMD}$ ise yapıda TMD' nin bulunduğu duruma yönelik olarak TMD için elde edilen yer değiştirme değeridir. Bununla birlikte söz konusu kısıt, iki ayrı optimizasyon modellemesinin oluşturulmuş olmasından dolayı hem 1.5 hem de 3 olacak şekilde sınırlandırılmış olup kısıtın ilgili değerlerden küçük veya bu değerlere eşit olması gerekmekte ve optimizasyon sürecine uygun olması açısından bu kısıtın sağlanamadığı durumlarda amaç fonksiyonu büyük bir değerle cezalandırılmaktadır.

3.3. ANNs İLE YAPAY ZEKÂ TABANLI TAHMİN MODELİ GELİŞTİRME

Yapay zekâ teknolojilerine dayalı olarak gerçekleştirilen makine öğrenmesi uygulamalarının birçok avantajı bulunmakta olup bunlardan en çok bilinenleri arasında istenen sonuçların elde edilmesindeki hassaslık, hızlı bilgi erişimi ve tahmin güvenilirliği sayılabilir. Bu bağlamda, mevcut tez çalışmasında, ilk aşamada gerçekleştirilen optimizasyon süreçlerini destekleyecek

bir makine öğrenmesi uygulaması yapılmış olup farklı yapı tasarımlarına yönelik olarak gerekli mekanik parametreler elde edilmiştir. Bu doğrultuda hedef olarak deprem gibi dinamik etkenlere yanıt olarak verilen yer değiştirme gibi bazı unsuruların minimize edilerek optimum TMD tasarımlarının oluşturulması yolunda hızlı ve efektif bir şekilde performans ortaya koyabilen, bu sayede de istenilen tasarımların ek optimizasyon analizlerine gerek kalmaksızın çok daha kısa bir süre ve daha az bir çaba ile bulunabilmesini mümkün kılan ANNs' ye dayalı bir tahmin modeli oluşturulmuştur. Söz konusu modelin oluşturulabilmesi içinse çeşitli süreçlerin ugulanması gerekmekte olup aşağıdaki gibi özetlenebilmektedir:

3.3.1. Tahminleme Sürecine Yönelik ANNs Eğitimi

İlk aşama olarak, temel tahmin modelinin oluşturulması gerekmektedir. Bu modelin oluşturulabilmesi içinse modeli temsil edecek girdi ve çıktı parametrelerinin belirlenmiş ve gerekli sayıda verinin elde edilmiş olması gerekmektedir. Bu doğrultuda, bölüm 3.2' de de açıklandığı üzere hem ele alınan SDOF yapı hem de oluşturulacak TMD tasarımına ait bazı karakteristik özelliklerin kullanılarak çeşitli tasarım kombinasyonları oluşturulmuş olup bunlara yönelik olarak dinamik ve optimizasyon analizleri gereçekleştirilmiştir. Bu bağlamda, yapı ve TMD' ye ait parametreler için belirlenen değer aralıkları doğrultusunda 252 farklı tasarım kombinasyonu ile birlikte bu kombinasyonlara karşılık gelen optimum TMD özelliklerinin yanısıra amaç fonksiyonu olarak ele alınan minimum yer değiştirme değeri ile birlikte TMD uzama kapasitesi (stroke) değerleri de kullanılarak özgün bir veri seti oluşturulmuştur. ANNs eğitiminde kullanılarak temel tahmin modelinin oluşturulmasına olanak sağlayacak veri setine ait özellikler Tablo 3.4' de görülebilmektedir:

Tablo 3.4: Temel tahmin modelinin eğitiminde kullanılan veri setine ait özellikler.

PARAMETRE ÖZELLİĞİ	PARAMETRE	GÖSTERİM	DEĞER ARALIĞI ve ARTIŞ MİKTARI	BİRİM
Girdiler	Yapı periyodu	T_s	[0.5-2; 0.5 artışla ve 3-5; 1 s artışla]	**s**
	Yapı sönüm oranı	ξ_s	[0.03, 0.05, 0.1 ve 0.2]	-
	Kütle oranı	μ	[0.01 ile 0.05-0.4; 0.05 artışla]	-
Çıktılar	Optimum TMD periyodu	$T_{d,opt}$	-	s
	Optimum TMD sönüm oranı	$\xi_{d,opt}$		-
	Minimum kritik deplasman	$min\ (\lvert X_{max} \rvert)$		m
	TMD uzama kapasitesi	$stroke$		-

Tablo 3.4' de de görüldüğü üzere çok sayıda farklı parametre kombinasyonunun ele alınarak oluşturulduğu veri seti ANNs' ye dayalı temel tahmin modelinin eğitimi için kullanılmış olup

bu süreçte gerekli olan söz konusu eğitim, sayısal tahmin işlemlerine uygun olacak şekilde Matlab R2018a paket programına ait uygulamalar kısmında yer alan makine öğrenmesi bölümünün "*Neural Net Fitting*" olarak adlandırılan bir alt uygulaması kullanılarak gerçekleştirilmiştir (MATLAB, 2018). Bu uygulamada kullanılan ağ yapısı ise çok katmanlı ve ileri beslemeli ANNs olarak bilinmekle birlikte ağın eğitiminde yararlanılan yöntem ise bir tür geri yayılım (back-propagation) algoritması olan Levenberg-Marquardt metodudur. Diğer yandan veri setinin %70' lik kısmı temel eğitim, %15' lik kısmı eğitimin onaylanması (validasyon) ve kalan %15' lik kısmı ise modelin test edilmesi için gerekli veri grupları olarak ele alınmıştır. Bu bağlamda gerçekleştirilen eğitimde k-kat çapraz doğrulama (*k-fold cross-validation*) adı verilen bir işlem de gerçekleştirilerek veri setinin k eşit parçaya ayrılması ve her bir parçanın sırayla test verisi ve geriye kalan k-1 adet veri parçasının da toplamda eğitilecek veri olarak kullanılması sağlanarak nihai eğitim hatası ve model performansı da belirlenmektedir.

İkinci adımda ise elde edilen tahmin modelinin performansı ve başarısının gözlemlenebilmesi ve bunun yanısıra tahmin modeli tarafından daha önce hiç deneyimlenmemiş olan farklı tasarım kombinasyonları için de aynı parametre değerlerinin belirlenebilmesi amacıyla yararlanılması doğrultusunda bazı hata metrikleri de hesaplanmıştır. Bu kapsamda, ele alınan her bir çıktı parametresi için gerçek optimum veriler ile ANNs modeli tarafından belirlenen tahmin değerleri arasındaki sapma yani hata miktarını farklı hesaplama yollarıyla değerlendiren ortalama mutlak hata (MAE), ortalama mutlak hatanın yüzdesi (%) (MAPE), ortalama karesel hata (MSE) ve ortalama karesel hatanın karekökü (RMSE) olarak adlandırılan dört farklı hata metriği kullanılmıştır. Bu anlamda, ANNs eğitimi sonucunda elde edilen temel tahmin modeli için söz konusu metriklerin değerlendirilmesi doğrultusunda her bir tasarım kombinasyonu için gerekli çıktı değerlerinin doğruluğu, modelin hassasiyeti ve aynı zamanda güvenilirliği de saptanabilmektedir.

3.3.2. Tahmin Performansı ve Hata Ölçme İçin İstatistiksel Metrikler

Bu bölümde, oluşturulan temel ANNs modelinin performansının belirlenmesini sağlayan çeşitli hata metrikleri ile korelasyon katsayısı (R) tanıtılmıştır. Bu doğrultuda, her bir tasarım kombinasyonuna ait girdi parametrelerine karşılık gelen tüm çıktılar için, model tarafından üretilen tahminlerin gerçek optimum değerlere göre uygunluğu ve dolayısıyla bu değerler arasındaki sapma miktarları da gözlemlenmiştir. Burada temel amaç, tasarım örnekleri için

ANNs modeli tarafından belirlenen tahminlerin gerçek sonuçlara ne kadar yakın olduğunu ve bu değerlere ne kadar benzediğini ölçmek ve böylece tahminleme modelinin güvenilir olup olmadığını tespit etmektir. Ayrıca, her bir çıktı parametresine ait optimum değerlerin direkt olarak tahmin edilmesi sürecinde modelin başarısının yüksek bir seviyede oluşması ve bu anlamda kullanım uygunluğunun da kanıtlanması vasıtasıyla yeni oluşturulan herhangi bir test kombinasyonu için de ilgili çıktı parametrelerinin tahmini mümkün olmaktadır.

- **Korelasyon Katsayısı (R)**

Korelasyon katsayısı (R) tasarım örneklerine ait gerçek/ölçüm ile bir model tarafından belirlenen tahmin değerleri arasındaki uyumluluğun bir ölçüsü olarak düşünülmektedir. Diğer bir deyişle R, ifade edilen bu değerlerin birbirine ne kadar yakın veya benzer olduğunu göstermekte olup -1 ile 1 arasında değerler alabilir. R' nin 0 olması durumunda ise değerler arasında herhangi bir benzerliğin olmadığı söylenebilir. Ayrıca R' ın değeri 1 (artan yönde) veya -1' e (azalan yönde) eşit veya yakın ise söz konusu tasarım örnekleri için gerçek ve tahmin edilen değerler arasında güçlü bir uygunluk (istatistiksel ilişki) bulunduğu da ifade edilebilir.

Bu doğrultuda R metriği, mevcut tez çalışmasında oluşturulan ANNs modelinin tahmin ve yakınsama başarısı ile birlikte çıktı parametrelerine ait gerçek değerler ile tahmin sonuçları arasındaki uyum derecesinin yansıtılması açısından ele alınacaktır.

Tablo 3.5: Tahmin sürecinde korelasyon gücünü belirlemeyi sağlayan değer aralıkları (Mukaka, 2012).

Değer Aralığı	Korelasyon Gücü (+/- yönde)
±0.90 - ±1.00	Çok yüksek
±0.70 - ±0.90	Yüksek
±0.50 - ±0.70	Orta derece
±0.30 - ±0.50	Düşük
±0.00 - ±0.30	İhmal edilebilir

- **Ortalama Mutlak Hata (MAE)**

Mutlak hata, belirli bir çıktı parametresi için herhangi bir tasarım örneğine ait üretilen tahmin değeri ile gerçek gözlem arasında ortaya çıkan hata payının mutlak değeridir. Bu anlamda MAE metriği bir veri setinde bulunan tüm tasarım örneklerine yönelik olarak belirlenen söz konusu mutlak hata değerlerinin ortalamasını ifade etmektedir. Ek olarak mutlak alma fonksiyonu, veri örneği için gerçek gözlemin tahmin edilen değerden daha küçük olması durumunda oluşan negatif hatanın yanlış işlenmesini önlemek konusunda da faydalıdır.

- **Ortalama Mutlak Hatanın Yüzdesi (%) (MAPE)**

Ortalama mutlak hata yüzdesi (%) (MAPE), veriler için ortaya çıkan mutlak hata değerinin ilgili veri örneği yerine yüzdelik birimlerde olacak şekilde ölçeklendirilmesini sağlayan göreli bir hata ölçütüdür. Bu bağlamda MAPE, pozitif ve negatif değerdeki hata paylarının birbirini etkisiz hale getirmesini (sadeleştirmesini) önlemek amacıyla mutlak hata değerlerini kullanmaktadır[18].

Tablo 3.6: MAPE değerlerinin tahmin performansı açısından değerlendirilmesi (Lewis, 1982).

MAPE	Tahmin Performansı
< % 10	Son derece doğru tahmin
% 10-% 20	İyi tahmin
% 20-% 50	Makul düzeyde tahmin
> % 50	Zayıf ve kusurlu tahmin

- **Ortalama Kare Hata (MSE)**

Kare veya karesel hata, belirli bir tasarım örneği için gerçek gözlem ile tahmin edilen değer arasında ortaya çıkan fark yani hatanın ikinci dereceden kuvvetinin (karesinin) alınması ile elde edilmektedir. Bu nedenle ortalama kare hata (MSE), tüm tasarım örnekleri için bulunan söz konusu hata karelerinin ortalama değeri anlamına gelmektedir. Öte yandan MSE metriği, gözlemlenen hataların karelerinin alınarak büyütülmesi (öneminin artırılması) amacıyla kullanıldığından gerçek gözlemlerden sapma oranlarının daha dikkatli bir şekilde değerlendirilmesi açısından da fayda sağlamaktadır. Bununla birlikte MSE' nin değeri ne kadar düşükse tahmin başarısının da o derece yüksek olduğu söylenebilir (Hill ve diğ., 2004).

- **Ortalama Kare Hatanın Karekökü (RMSE)**

Ortalama kare hatanın karekökü (RMSE) MSE metriğine ait değerin kökü alınarak bulunmaktadır. Diğer bir deyişle RMSE, bir verisetindeki tüm örnekler için meydana gelen hata paylarının karelerinin ortalamasının yani MSE' nin karekökü anlamına gelmektedir. Bu nedenle RMSE nihai hata olarak da bilinmekte olup temelde tüm örnekler için ele alınan gerçek gözlemler ile tahmin edilen sonuçlar arasındaki ortalama mesafeyi ifade etmektedir (Chou ve Tsai, 2012).

[18] https://docs.oracle.com/en/cloud/saas/planning-budgeting-cloud/pfusu/insights_metrics_MAPE.html

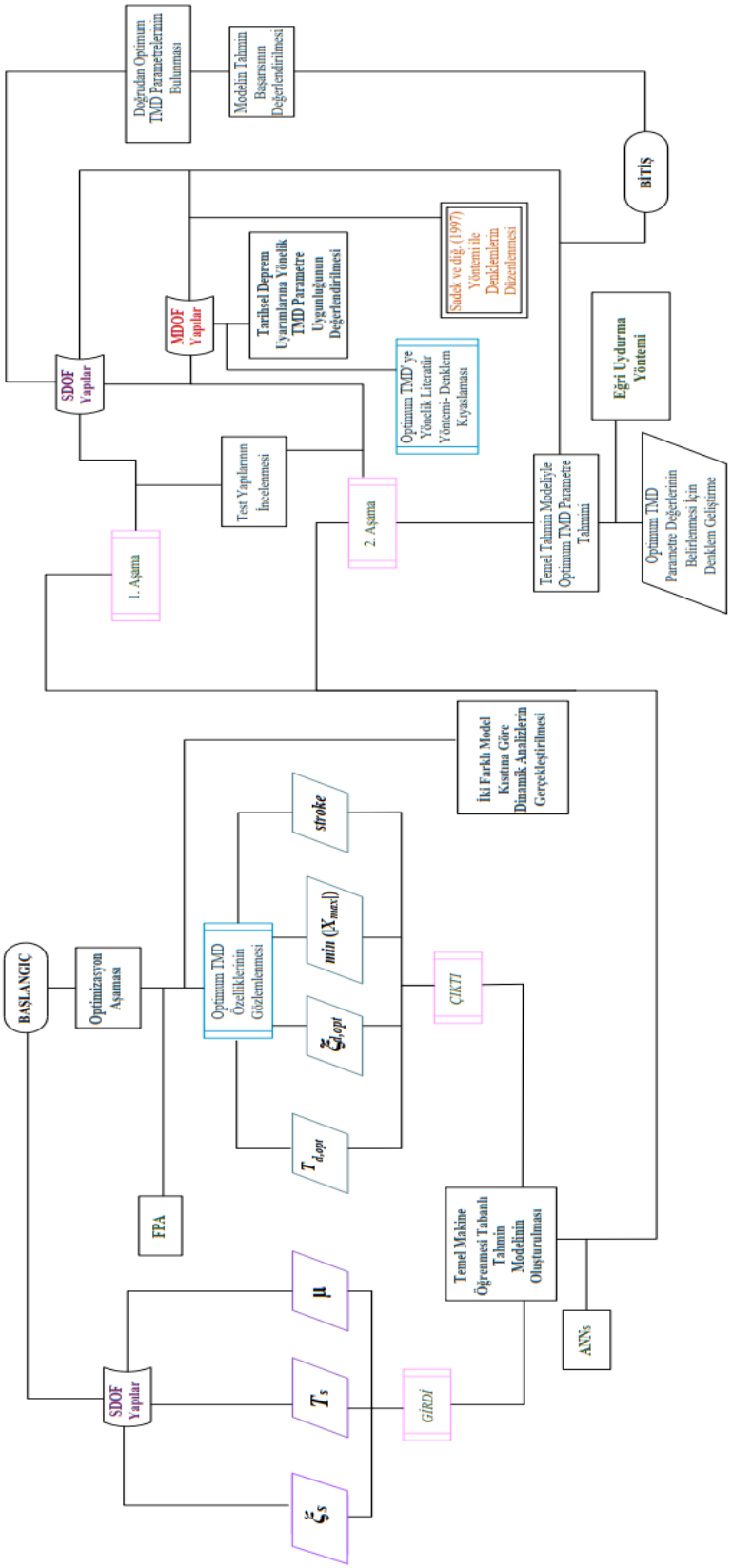
Bu bağlamda, hem eğitim hem de test verilerine ait gerçek gözlemler ile tahmin edilen değerler arasındaki hata oranlarına yönelik yapılan hesaplamalar için ele alınan metrikler ile korelasyon katsayısına ait bazı özellikler Tablo 3.7' de özetlenmiştir:

Tablo 3.7: Korelasyon katsayısı ile hata metriklerinin hesaplanabilmesi için kullanılan formüller.

Metriğin Adı	Gösterim	Formül	Açıklayıcı Semboller
Korelasyon Katsayısı	R	$\frac{s(\sum_{i=1}^{s} R_i.P_i) - (\sum_{i=1}^{s} R_i)(\sum_{i=1}^{s} P_i)}{\sqrt{s(\sum_{i=1}^{s} {R_i}^2) - (\sum_{i=1}^{s} R_i)^2} - \sqrt{s(\sum_{i=1}^{s} {P_i}^2) - (\sum_{i=1}^{s} P_i)^2}}$	s : Toplam veri örneği sayısı R_i : i. örneğin gerçek değeri P_i : i. örneğin tahmin edilen değeri
Ortalama Mutlak Hata	MAE	$\frac{\sum_{i=1}^{s} \lvert R_i - P_i \rvert}{s}$	
Ortalama Mutlak Hatanın Yüzdesi (%)	MAPE	$\frac{\sum_{i=1}^{s} \left(\frac{\lvert R_i - P_i \rvert}{R_i} . 100 \right)}{s}$	
Ortalama Kare Hata	MSE	$\frac{\sum_{i=1}^{s} (R_i - P_i)^2}{s}$	
Ortalama Kare Hatanın Karekökü	RMSE	$\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{s} (R_i - P_i)^2}{s}}$	

4. BULGULAR

Bu bölümde, ilk adımda SDOF yapılar için en uygun TMD tasarımlarının oluşturulmasına yönelik çeşitli parametre kombinasyonları doğrultusunda gerçekleştirilen optimizasyon analizleri sonucunda elde edilen bir veri seti yardımıyla üç adet girdi (ξ_s, T_s ve μ) ve dört adet çıktı ($\xi_{d,opt}$, $T_{d,opt}$, X ve stroke) biriminden oluşan ve bir tür makine öğrenmesi algoritması olan ANNs' ye dayalı bir tahmin modeli elde edilmiştir. İkinci adımda ise oluşturulan bu modelin performans, tahmin başarısı, güvenilirlik ve hassaslık bakımından analizinin yapılması için bazı hesaplamalar gerçekleştirilmiştir. Bu doğrultuda, çeşitli alanlarda yürütülen çalışmalarda tahmin süreçlerinin değerlendirilmesinde sıklıkla kullanılan hata metriklerinin yanısıra tahmin değerlerinin gerçek veriler ile uyumluluğunun ve gerçeğe yakınsama performansının da belirlenmesi açısından korelasyon katsayıları da gözlemlenmiştir. Böylece, temel verisetinin eğitimi sürecinde oluşturulan ANNs tahmin modeli tarafından değeri bilinmeyen, verisetinde yer almayan ve daha önce deneyimlenmemiş girdi değerleriyle oluşturulan farklı test tasarımlarının da incelenmesi mümkün olmuştur. Bu kapsamda, söz konusu girdi parametreleri için on farklı tasarım kombinasyonu oluşturulmuş olup bu tasarımlara karşılık gelen çıktı parametreleri (optimum TMD özellikleri, minimum deplasman ve stroke kapasitesi) geliştirilen tahmin modeli sayesinde direkt olarak belirlenebilmiştir. Böylece, herhangi bir farklı yapı tasarımı için istenilen optimum sonuçlar hızlı bir şekilde elde edilebilmiştir. Bununla birlikte, geniş ölçekli ikinci bir test modeli daha oluşturularak, hedeflenen optimum TMD parametreleri ve deplasman sonuçlarının hızlıca hesaplanabilmesine olanak sağlayacak çeşitli formülasyonların türetilmesi sağlanmıştır. Bu şekilde elde edilen formülasyonlar sayesinde hedef parametreler farklı SDOF yapı tasarımları için elde edilmiş olup literatürde yer alan ve çeşitli çalışmalarda önerilmiş olan denklemler ile optimizasyon performansı açısından karşılaştırılmıştır. Ayrıca elde edilen formülasyonlar ile belirlennen optimum parametrelerin, çeşitli tarihi deprem kayıtlarına maruz bırakılan MDOF yapılar üzerindeki etkinliği de incelenmiştir. Şekil 4.1' de görülen ayrıntılı bir diyagram yardımıyla söz konusu tasarım süreci detaylı bir şekilde aktarılmıştır:



Şekil 4.1: Optimum TMD tasarımına yönelik makine öğrenmesi tabanlı tahmini modelinin geliştirilmesinde uygulanan süreçler.

4.1. TEST YAPILARINA YÖNELİK TAHMİN SONUÇLARI

Mevcut bölümde daha önce ifade edilen 252 farklı yapı tasarımı ve bu tasarımlara ait optimizasyon çıktıları kullanılarak ANNs eğitiminin sağlanması ve böylece farklı yapı tasarımları için TMD optimizasyonunda kullanılmak üzere bir tahmin modelinin geliştirilmesi sağlanmıştır.

4.1.1. Temel Veriseti İçin ANNs Tahminleri ile Optimum FPA Sonuçlarının Karşılaştırılması

SDOF yapılar için FPA ile gerçekleştirilen optimizasyon analizleri sırasında elde edilen optimum TMD parametreleri kullanılarak geliştirilen ANNs tahmin modeli için girdi özellikleri kütle oranı (μ), yapı periyodu (T_s) ve yapı sönüm oranı (ξ_s); optimum TMD periyotu ($T_{d,opt}$), sönüm oranı ($\xi_{d,opt}$), TMD uzama kapasitesi (stroke) ve minimum kritik deplasman ($min(|X_{max}|)$) ise çıktı özellikleri olarak belirlenmiştir. Her iki optimizasyon uygulaması için elde edilen sonuçların bir veriseti haline getirilerek (EK-1 ve EK-2) ANNs modeli üzerinde eğitilmesi doğrultusunda ulaşılan tahmin değerleri EK-3 ve EK-4' de; tahmin değerleri için optimum sonuçlara kıyasla oluşan hata miktarları ise Tablo 4.1' de yer almaktadır.

Tablo 4.1: Tahmin edilen parametre değerlerinin optimum sonuçlara göre sahip olduğu hata miktarları.

Hata metriği	Hata payları (1. model)				Hata payları (2. model)			
	$\xi_{d,opt}$	$T_{d,opt}$ (s)	$stroke$	$min\|X_{max}\|$ (m)	$\xi_{d,opt}$	$T_{d,opt}$ (s)	$stroke$	$min\|X_{max}\|$ (m)
Ortalama mutlak hata (MAE)	0.0009	0.0180	0.0097	0.0104	0.0032	0.0253	0.0001	0.0097
Ortalama mutlak hata yüzdesi (%) (MAPE)	1.8382	0.7194	0.4727	1.8219	2.5311	0.8156	0.0061	1.4435
Ortalama kare hata (MSE)	2.07E-06	1.75E-03	1.93E-04	2.30E-04	1.83E-05	1.84E-03	9.45E-09	2.00E-04
Ortalama kare hatanın karekökü (RMSE)	0.0014	0.0418	0.0139	0.0152	0.0043	0.0429	0.0001	0.0142
Korelasyon katsayısı (R)	% 0.9999							

4.1.2. Yeni Test Yapıları İçin Elde Edilen ANNs Tahminlerinin Optimum Değerler Açısından Performansı

Temel verisetinin eğitilmesi sonucunda elde edilen ANNs tahmin modelinin, Tablo 4.1' de yer alan hata metriklerinin oldukça düşük düzeyde olması ve belirlenen gözlemlerin gerçek değerlerle olan uyumluluğunun (korelasyon başarısı) ölçüsü açısından son derece başarılı

olduğu kabul edilebilmektedir. Bu bağlamda temel ANNs modelinin tahmin başarısının ikinci bir yolla da değerlendirilebilmesi amacıyla farklı yapı tasarımlarının ele alındığı bir de test veriseti oluşturulmuş olup söz konusu tasarımlar için gerçekleştirilen iki ayrı optimizasyon modeline ait sonuçlar Tablo 4.2; optimum parametreler için direkt olarak belirlenen tahmin değerleri ve amaç fonksiyonu sonuçları ise her iki modele yönelik olarak sırasıyla Tablo 4.3 ve 4.4' de görülebilmektedir:

Tablo 4.2: Test yapıları için elde edilen optimizasyon sonuçları

Girdi parametreleri			**Çıktı Parametreleri**							
			Optimum FPA Sonuçları (1. model)				***Optimum FPA Sonuçları (2. model)***			
μ	T_s **(s)**	ξ_s	$\xi_{d,opt}$	$T_{d,opt}$ **(s)**	$stroke$	$min(\lvert X_{max}\rvert)$ **(m)**	$\xi_{d,opt}$	$T_{d,opt}$ **(s)**	$stroke$	$min(\lvert X_{max}\rvert)$ **(m)**
0.14	1.0	0.03	0.0968	1.3924	1.5000	0.6311	0.0500	1.3252	1.7586	0.6221
0.3	4.25	0.2	0.2521	6.3750	1.5000	7.0561	0.0500	6.3750	2.5866	6.0808
0.4	0.5	0.06	0.1224	0.7500	1.5000	0.1189	0.0515	0.7341	1.8352	0.1111
0.17	2.5	0.05	0.1119	3.7168	1.5000	3.6488	0.0500	3.3690	1.8119	3.5643
0.05	1.1	0.1	0.1547	1.6500	1.5000	0.6787	0.0500	1.4902	2.1625	0.6716
0.25	1.5	0.032	0.0969	2.1503	1.5000	1.2875	0.0500	2.0389	1.7216	1.2534
0.02	2.0	0.2	0.2426	3.0000	1.5000	1.7830	0.0500	2.8510	2.6026	1.7691
0.41	0.5	0.1	0.1605	0.7500	1.5000	0.1098	0.0500	0.7440	2.0410	0.0980
0.15	5.1	0.03	0.0969	7.0270	1.5000	16.2855	0.0500	6.7258	1.7348	16.0356
0.25	3.0	0.22	0.2689	4.5000	1.5000	3.4572	0.0500	4.5000	2.7056	3.0330

Tablo 4.3: ANNs tahminleri ile FPA sonuçlarının kıyaslaması (1. model).

ANNs	**Hata Sonuçları**			**ANNs**	**Hata Sonuçları**			**ANNs**	**Hata Sonuçları**			**ANNs**	**Hata Sonuçları**		
$\xi_{d,opt}$	**Mutlak hata**	**Mutlak % hata**	**Kare hata**	$T_{d,opt}$ **(s)**	**Mutlak hata**	**Mutlak % hata**	**Kare hata**	$stroke$	**Mutlak hata**	**Mutlak % hata**	**Kare hata**	$min\lvert X_{max}\rvert$ **(m)**	**Mutlak hata**	**Mutlak % hata**	**Kare hata**
0.0986	0.0018	1.8703	3.28E-06	1.3827	0.0096	0.6934	9.32E-05	1.4999	0.0001	0.0069	1.06E-08	0.6440	0.0129	2.0380	1.65E-04
0.2485	0.0036	1.4103	1.26E-05	6.3702	0.0048	0.0751	2.29E-05	1.5000	0.0000	0.0032	2.27E-09	7.0741	0.0181	0.2558	3.26E-04
0.1186	0.0037	3.0557	1.40E-05	0.7852	0.0352	4.6935	1.24E-03	1.4999	0.0001	0.0075	1.26E-08	0.1206	0.0017	1.4467	2.96E-06
0.1140	0.0021	1.8470	4.27E-06	3.6410	0.0758	2.0383	5.74E-03	1.4999	0.0001	0.0058	7.65E-09	3.6489	0.0002	0.0047	2.89E-08
0.1578	0.0020	1.3247	4.20E-06	1.6527	0.0027	0.1665	7.54E-06	1.4999	0.0001	0.0054	6.50E-09	0.6833	0.0045	0.6635	2.03E-05
0.1020	0.0051	5.2616	2.60E-05	2.1673	0.0169	0.7861	2.86E-04	1.4999	0.0001	0.0079	1.39E-08	1.2822	0.0053	0.4118	2.81E-05
0.2436	0.0009	0.3856	8.76E-07	3.0054	0.0054	0.1808	2.94E-05	1.5000	0.0000	0.0014	4.28E-10	1.7790	0.0040	0.2251	1.61E-05
0.1579	0.0026	1.6065	6.65E-06	0.7447	0.0053	0.7097	2.83E-05	1.4999	0.0001	0.0074	1.22E-08	0.1111	0.0013	1.1705	1.65E-06
0.0928	0.0041	4.2479	1.69E-05	7.2189	0.1919	2.7312	3.68E-02	1.4999	0.0001	0.0086	1.66E-08	16.2709	0.0146	0.0895	2.13E-04
0.2734	0.0045	1.6579	1.99E-05	4.4163	0.0836	1.8590	7.00E-03	1.5000	0.0000	0.0023	1.22E-09	3.4883	0.0311	0.8996	9.67E-04
	MAE	**MAPE**	**MSE**		**MAE**	**MAPE**	**MSE**		**MAE**	**MAPE**	**MSE**		**MAE**	**MAPE**	**MSE**
Ortalama	0.0030	2.2668	1.09E-05		0.0431	1.3934	5.13E-03		0.0001	0.0056	8.40E-09		0.0102	1.4446	1.83E-04
RMSE		0.0033				0.0716					0.0001				0.0132

Tablo 4.4: ANNs tahminleri ile FPA sonuçlarının kıyaslaması (2. model).

ANNs	Hata Sonuçları			ANNs	Hata Sonuçları			ANNs	Hata Sonuçları			ANNs	Hata Sonuçları		
$\xi_{d,opt}$	Mutlak hata	Mutlak % hata	Kare hata	$T_{d,opt}$ (s)	Mutlak hata	Mutlak % hata	Kare hata	$stroke$	Mutlak hata	Mutlak % hata	Kare hata	min $\lvert X_{max}\rvert$ (m)	Mutlak hata	Mutlak % hata	Kare hata
0.0502	0.0002	0.3356	2.82E-08	1.3039	0.0213	1.6107	4.56E-04	1.7907	0.0321	1.8269	1.03E-03	0.6234	0.0014	0.2170	1.82E-06
0.0517	0.0017	3.3842	2.86E-06	6.3874	0.0124	0.1946	1.54E-04	2.5825	0.0041	0.1604	1.72E-05	6.0667	0.0140	0.2309	1.97E-04
0.0515	0.0000	0.0003	2.33E-14	0.7341	0.0000	0.0021	2.39E-10	1.8332	0.0021	0.1127	4.28E-06	0.1112	0.0001	0.0804	7.98E-09
0.0499	0.0001	0.2762	1.91E-08	3.3590	0.0100	0.2973	1.00E-04	1.8095	0.0023	0.1296	5.51E-06	3.5576	0.0066	0.1861	4.40E-05
0.0494	0.0006	1.2030	3.62E-07	1.4686	0.0215	1.4457	4.64E-04	2.1683	0.0058	0.2672	3.34E-05	0.6747	0.0032	0.4719	1.00E-05
0.0504	0.0004	0.7701	1.48E-07	2.0361	0.0027	0.1331	7.36E-06	1.7145	0.0071	0.4107	5.00E-05	1.2638	0.0105	0.8355	1.10E-04
0.0494	0.0006	1.1820	3.49E-07	2.8332	0.0178	0.6242	3.17E-04	2.6059	0.0033	0.1251	1.06E-05	1.7577	0.0113	0.6392	1.28E-04
0.0522	0.0022	4.3413	4.71E-06	0.7431	0.0009	0.1177	7.67E-07	2.0349	0.0061	0.2983	3.71E-05	0.0958	0.0023	2.3101	5.13E-06
0.0491	0.0009	1.8990	9.02E-07	6.7139	0.0119	0.1769	1.42E-04	1.7716	0.0368	2.1236	1.36E-03	16.0401	0.0045	0.0283	2.06E-05
0.0512	0.0012	2.3166	1.34E-06	4.5221	0.0221	0.4913	4.89E-04	2.6977	0.0079	0.2923	6.25E-05	3.0187	0.0142	0.4696	2.03E-04
	MAE	**MAPE**	**MSE**		**MAE**	**MAPE**	**MSE**		**MAE**	**MAPE**	**MSE**		**MAE**	**MAPE**	**MSE**
Ortalama	0.0008	1.5708	1.07E-06		0,0121	0.5094	2.13E-04		0.0108	0.5747	2.61E-04		0.68	0.5469	7.19E-05
RMSE			0.0010				0.0146				0.0162				0.0085

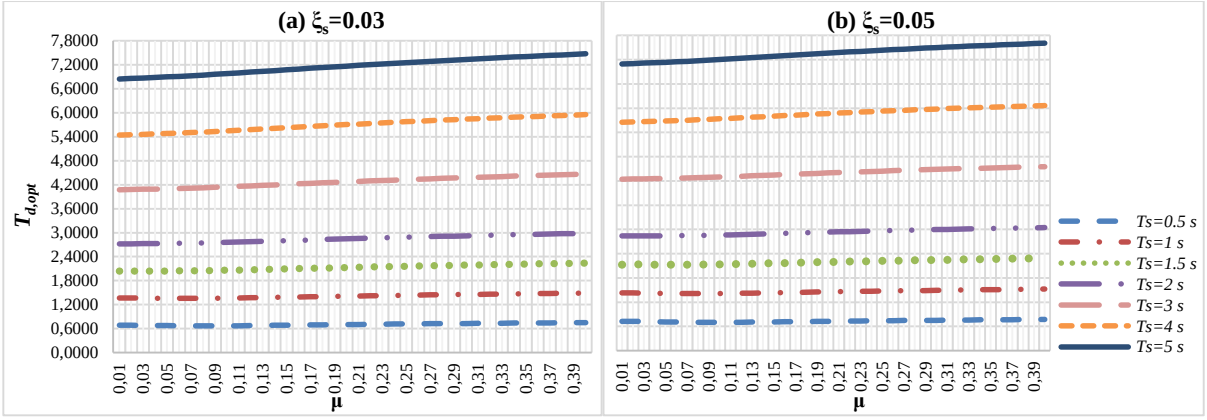
İçeresinde, girdi verileri için daha önceden tanımlanan tasarım aralıklarını aşan değerlere de sahip olan test yapılarına yönelik olarak elde edilen sonuçlar incelendiğinde görülebilmektedir ki optimum TMD parametreleri ve minimum deplasmanla birlikte stroke değerleri için ANNs tarafından ulaşılan tahmin değerleri hata paylarının oldukça düşük olmasından dolayı gerçek değerlere son derece yakın ve hassas düzeydedir. Bununla birlikte analiz edilen her iki optimizasyon modeli için de mevcut tahmin değerlerine bakıldığında, söz konusu test tasarımları arasında ANNs tarafından tahminelenen değerin gerçek optimum TMD periyodundan maksimum sapma miktarı % 4.69 olup sönüm oranı içinse bu değerin % 5.26 olduğu görülmektedir. Buna göre optimum TMD periyodu ile sönüm oranı için ANNs tahmininin gerçek gözlemlerden farkı sırasıyla 0.0352 s ve 0.0051 olup söz konusu durumlar 1. model dahilinde gerçekleşmiştir.

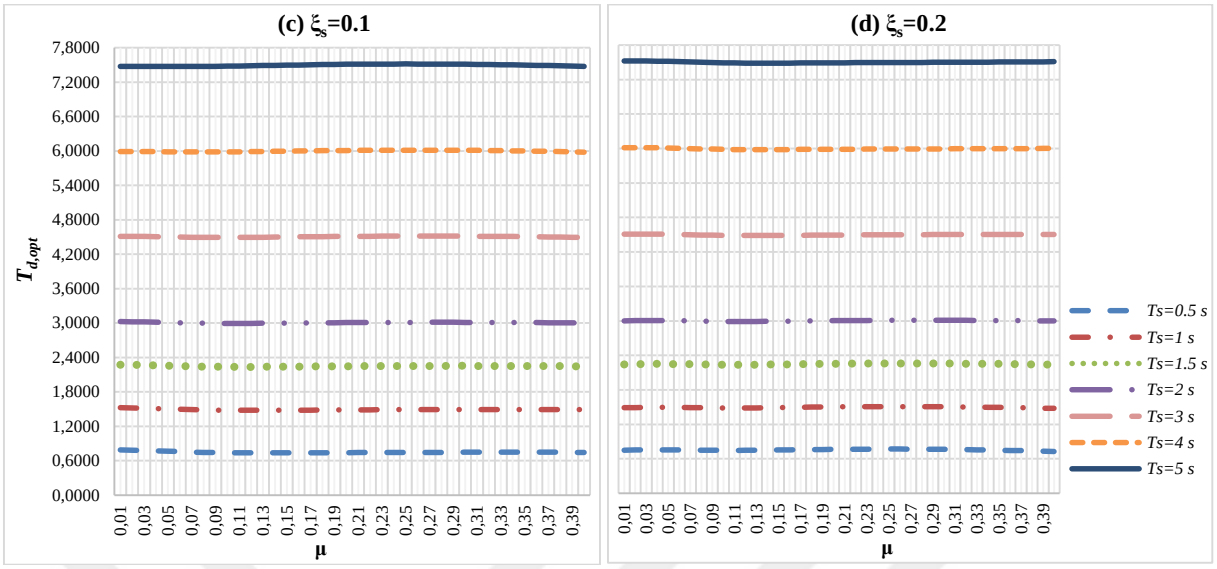
Stroke diğer bir deyişle TMD uzama kapasitesi için belirlenen tahmin ve gerçek değerler arasında en yüksek % 2.12 oranında bir fark elde edilmiş olup bu tasarım için söz konusu değer yalnızca 0.0368 kadardır. Amaç fonksiyonu olarak tanımlanmış olan minimum kritik deplasman (min $\lvert X_{max}\rvert$) değerine yönelik elde edilen sonuçlar incelendiğindeyse ortaya çıkan maksimum sapma miktarının % 2.31 ile kütle oranı 0.41, yapı periyodu 0.5 s ve yapı sönüm oranı da 0.1 olarak belirlenmiş olan test modeli için ortaya çıktığı görülebilmektedir. Elde edilen bu değer ise maksimum deplasman minimizasyonunda tahmin açısından 0.0022 m

oranında bir sapma meydana getirmiştir. Stroke ve amaç fonksiyonu için ortaya çıkan bu sonuçlar ise 2. model kapsamında elde edilmiştir.

4.2. ANNs TAHMİNLERİ İLE TMD PARAMETRELERİNİ BELİRLEMEDE KULLANILACAK FORMÜLASYONLARIN GELİŞTİRİLMESİ

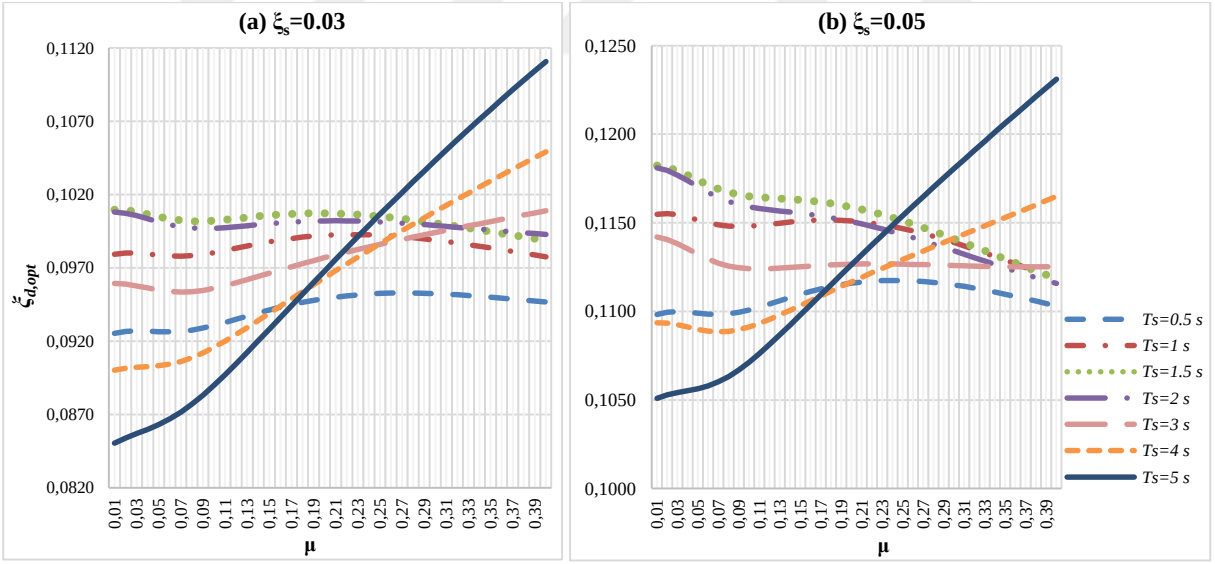
Ele alınan iki farklı optimizasyon modeli açısından geliştirilen makine öğrenmesi tabanlı ANNs tahmin modelleri hem temel eğitim veriseti hem de mevcuttaki tasarımlardan farklı değerlere sahip test verisetleri için son derece hassas gözlemler yapmış olup gerçek değerlere başarılı bir şekilde yakınsama yapabilmiştir. Bu doğrultuda her iki model için de daha geniş ölçekli ikinci bir test modeli oluşturularak gerekli çıktı parametreleri, söz konusu ANNs modelleri ile direkt olarak tespit edilmiş olup elde edilen sonuçlar vasıtasıyla optimum TMD özelliklerinin doğrudan saptanabilmesine olanak sağlayacak abakların ve çeşitli formülasyonların geliştirilmesi de mümkün olmuştur. Ele alınan ikinci test modelleri için yapı periyodu ve yapı sönüm oranı değerleri sabit; kütle oranı ise 0.01-0.4 aralığında 0.01 oranında artış gösterecek şekilde belirlenmiş olup söz konusu test modellerinde yer alan toplamda 1120 farklı yapı tasarımı için ANNs tahmini yapılmıştır. Bu bağlamda optimum periyot ($T_{d,opt}$), sönüm ($\xi_{d,opt}$) ve frekans oranı (f_{opt}) olmak üzere üç farklı TMD parametresinin kütle oranı ile olan durumu çeşitli grafikler yoluyla birer abak haline getirilmiş olup ayrıca $\xi_{d,opt}$ ve f_{opt} için eğri uydurması (*curve fitting*) yöntemi yoluyla yapı sönüm oranı (ξ_s) ve kütle oranına (μ) bağlı farklı formülasyonlar da önerilmiştir. Bununla birlikte geliştirilen bu formülasyonlar, hem ilk test modelinde yer alan SDOF modeller hem de çeşitli deprem uyarımlarına maruz bırakılmış farklı MDOF yapılar için kullanılmış ve test edilmiştir. Bu bağlamda 1. optimizasyon modeli için oluşturulan ikinci test verisetinde yer alan SDOF yapılar için elde edilen tahmin sonuçlarının farklı yapı sönüm oranlarına bağlı olacak şekilde optimum TMD periyotu-kütle oranı arasındaki dağılımı Şekil 4.2' de gösterilmiştir.

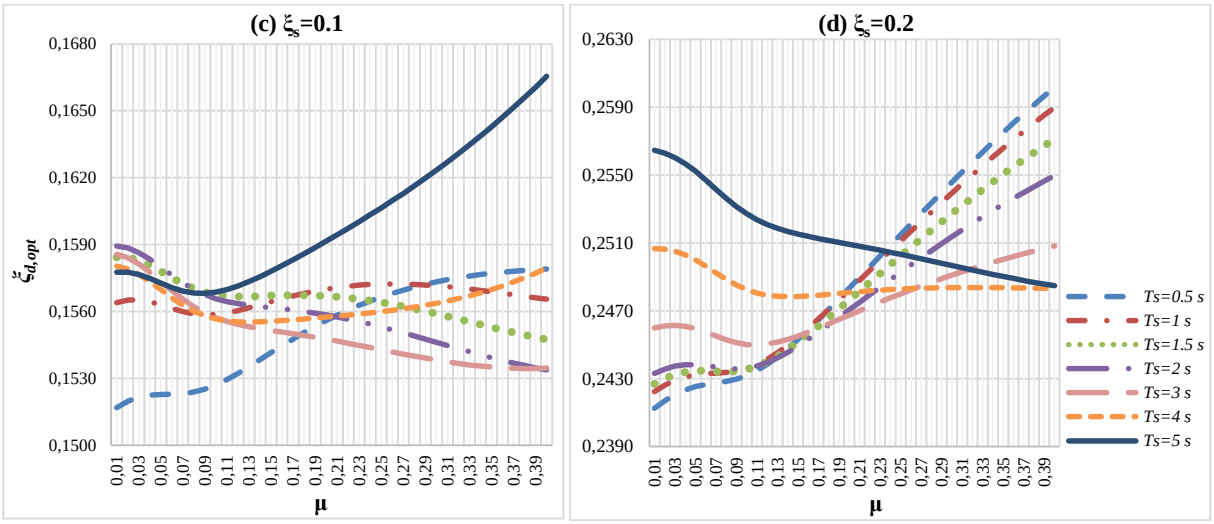




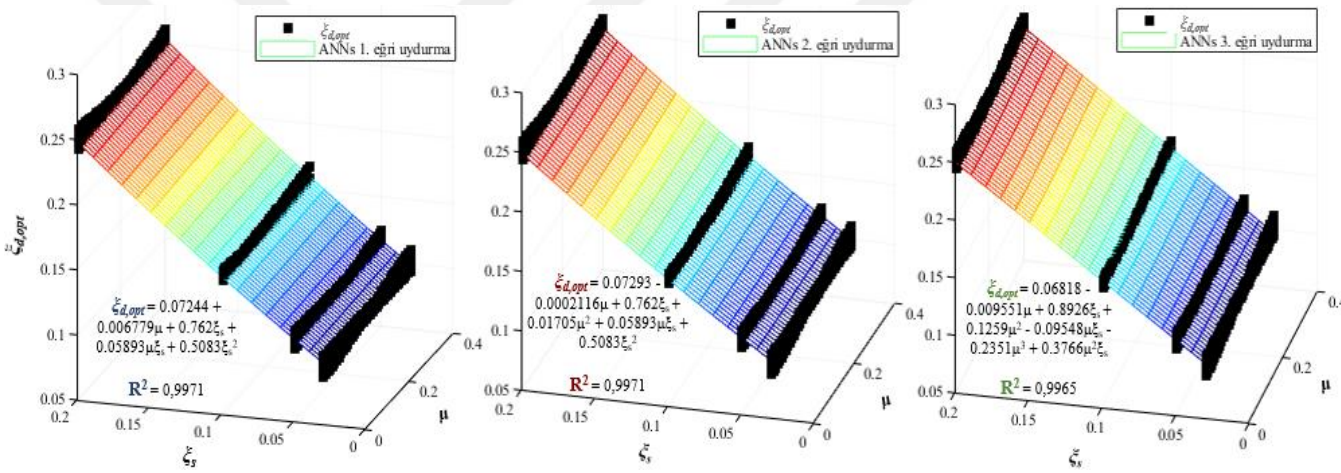
Şekil 4.2: Optimum TMD periyodu için ANNs tahminlerinin kütle oranına bağlı değişimi (1. model).

Bununla birlikte TMD sönüm oranı için tahmin edilen optimum değerlerin artan kütle oranlarına göre değişimi de farklı yapı periyotları açısından sunulmuştur (Şekil 4.3). Diğer yandan optimum sönüm oranı ($\xi_{d,opt}$) için gerçekleştirilen eğri uydurma sonucunda elde edilen üç farklı formülasyona ait bilgiler de Şekil 4.4' de görülebilmektedir:



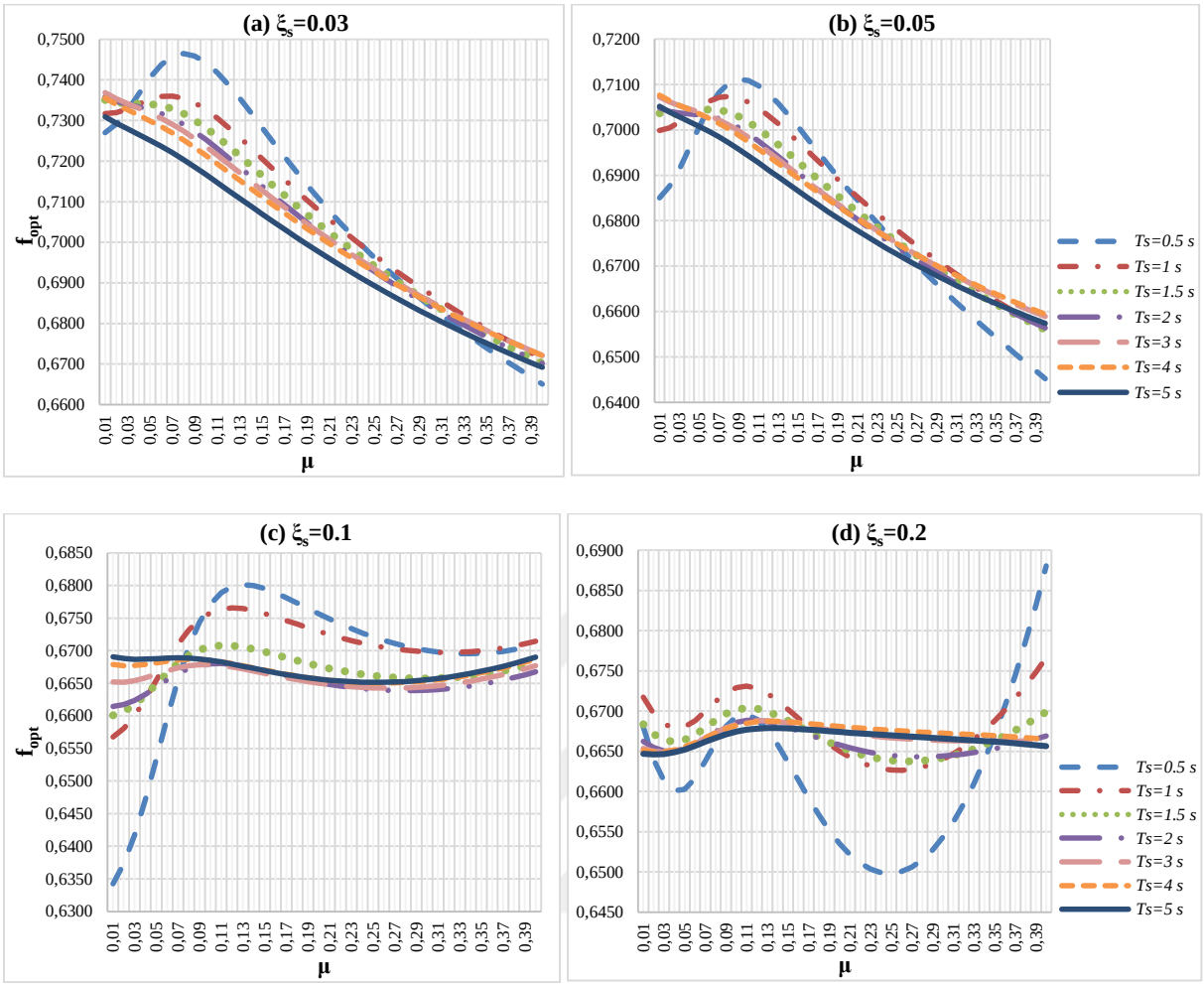


Şekil 4.3: Optimum TMD sönüm oranı için ANNs tahminlerinin kütle oranına bağlı değişimi (1. model).

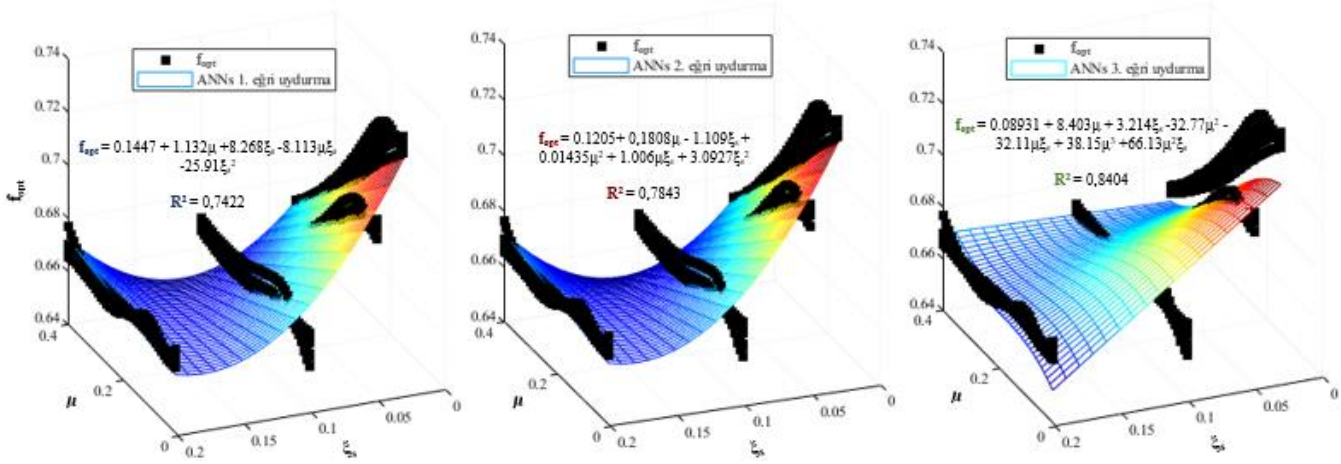


Şekil 4.4: Optimum sönüm oranı için eğri uydurma yöntemiyle elde edilen formülasyonlar (1. model).

Optimum TMD tasarımlarının hızlı bir şekilde elde edilebilmesi açısından bir diğer formülasyon grubu ise literatürde yer alan mevcut denklemler yoluyla da kıyaslanabilmesi açısından f_{opt} için geliştirilmiştir. Bu bağlamda optimum TMD periyodu vasıtasıyla belirlenen f_{opt} değerlerinin kütle oranlarına göre değişimini yansıtan abaklar Şekil 4.5' de görülebilmektedir. Söz konusu parametre için uygulanan eğri uydurma metodolojisi sonucunda belirlenen formülasyonların detayları ise Şekil 4.6' da sunulmuştur:



Şekil 4.5: Optimum frekans oranı için ANNs tahminlerinin kütle oranına bağlı değişimi (1. model).



Şekil 4.6: Optimum frekans oranı için eğri uydurma yöntemiyle elde edilen formülasyonlar (1. model).

Optimum sönüm oranı için elde edilen grafikler (Şekil 4.3) dikkate alındığında, tüm T_s değerleri için belirlenen sonuçların artan kütle oranları boyunca geniş bir aralıkta değişim gösterdiği ve her bir yapı periyoduna ait optimum çıktılar kıyaslandığında birbirlerinden oldukça farklı bir

davranış gösterdiği görülmektedir. Bu bağlamda $\xi_{d,opt}$ için önerilen formülasyonlar tüm yapı peritotlarına ait sonuçlar vasıtasıyla polinom yapıda geliştirilmiştir. f_{opt} içinse Şekil 4.5 incelendiğinde görülebilmektedir ki 0.5 s haricindeki yapı periyotlarına ait tahmin sonuçlarının birbirine daha benzer ve stabil bir davranış gösterdiği ve genel anlamda en büyük f_{opt} değerlerini içermesinden dolayı (optimum TMD tasarımında gerekli periyot değerinin yapı periyoduna yakınlığının önem arz etmesinden dolayı) daha uygun sonuçlara sahip olduğu durumu kabul edilerek eğri uydurma işlemi 0.5 s haricindeki diğer yapı periyotları baz alınarak gerçekleştirilmiştir.

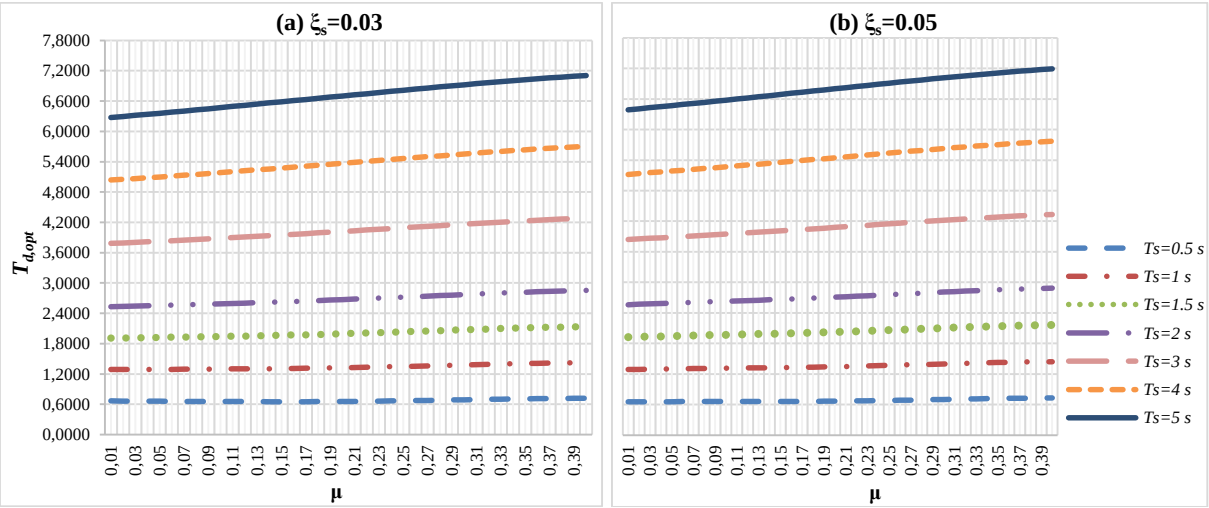
Bu bağlamda 1. optimizasyon modeli kapsamında her iki parametre için elde edilen polinom yapılı formülasyonlara yönelik denklem çiftleri sırasıyla Denklem (4.1)-(4.3)' de ifade edilmiştir:

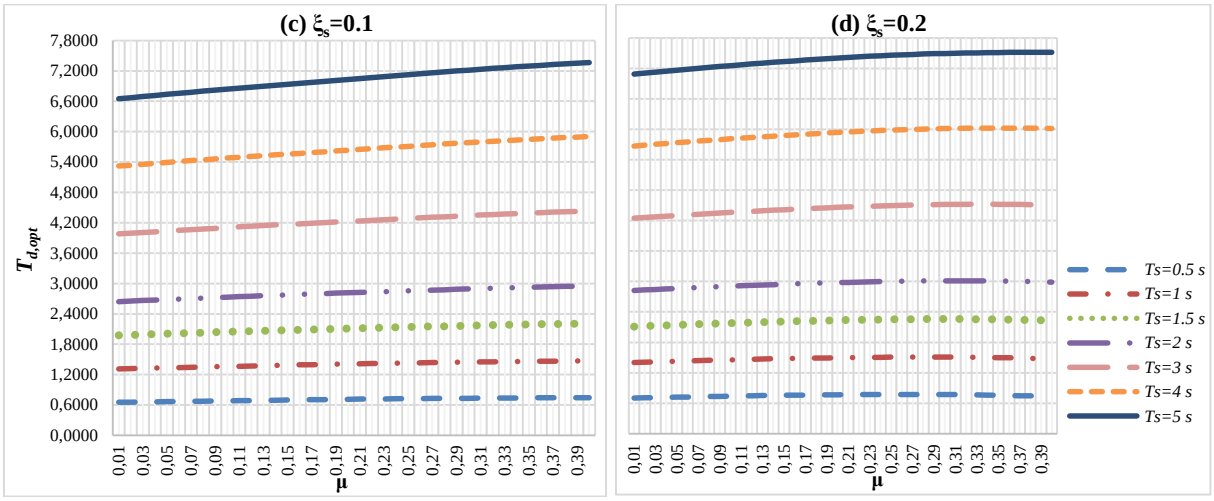
$$Denklem\ 1: \begin{cases} \xi_{d,opt} = 0.07244 + 0.006779\mu + 0.762\xi_s + 0.05893\mu\xi_s + 0.5083{\xi_s}^2 \\ f_{opt} = 0.1447 + 1.132\mu + 8.268\xi_s - 8.113\mu\xi_s - 25.91{\xi_s}^2 \end{cases} \quad (4.1)$$

$$Denklem\ 2: \begin{cases} \xi_{d,opt} = 0.07293 - 0.0002116\mu + 0762\xi_s + 0.01705\mu^2 + 0.05893\mu\xi_s + 0.5083{\xi_s}^2 \\ f_{opt} = 0.1205 + 2.609\mu + 6.837\xi_s - 4.069\mu^2 - 6.748\mu\xi_s - 21.41{\xi_s}^2 \end{cases} \quad (4.2)$$

$$Denklem\ 3: \begin{cases} \xi_{d,opt} = 0.06818 - 0.009551\mu + 0.8926\xi_s + 0.1259\mu^2 + 0.09548\mu\xi_s - 0.2351\mu^3 + 0.3766\mu^2\xi_s \\ f_{opt} = 0.08931 + 8.403\mu + 3.214\xi_s - 32.77\mu^2 - 32.11\mu\xi_s + 38.15\mu^3 + 66.13\mu^2\xi_s \end{cases} \quad (4.3)$$

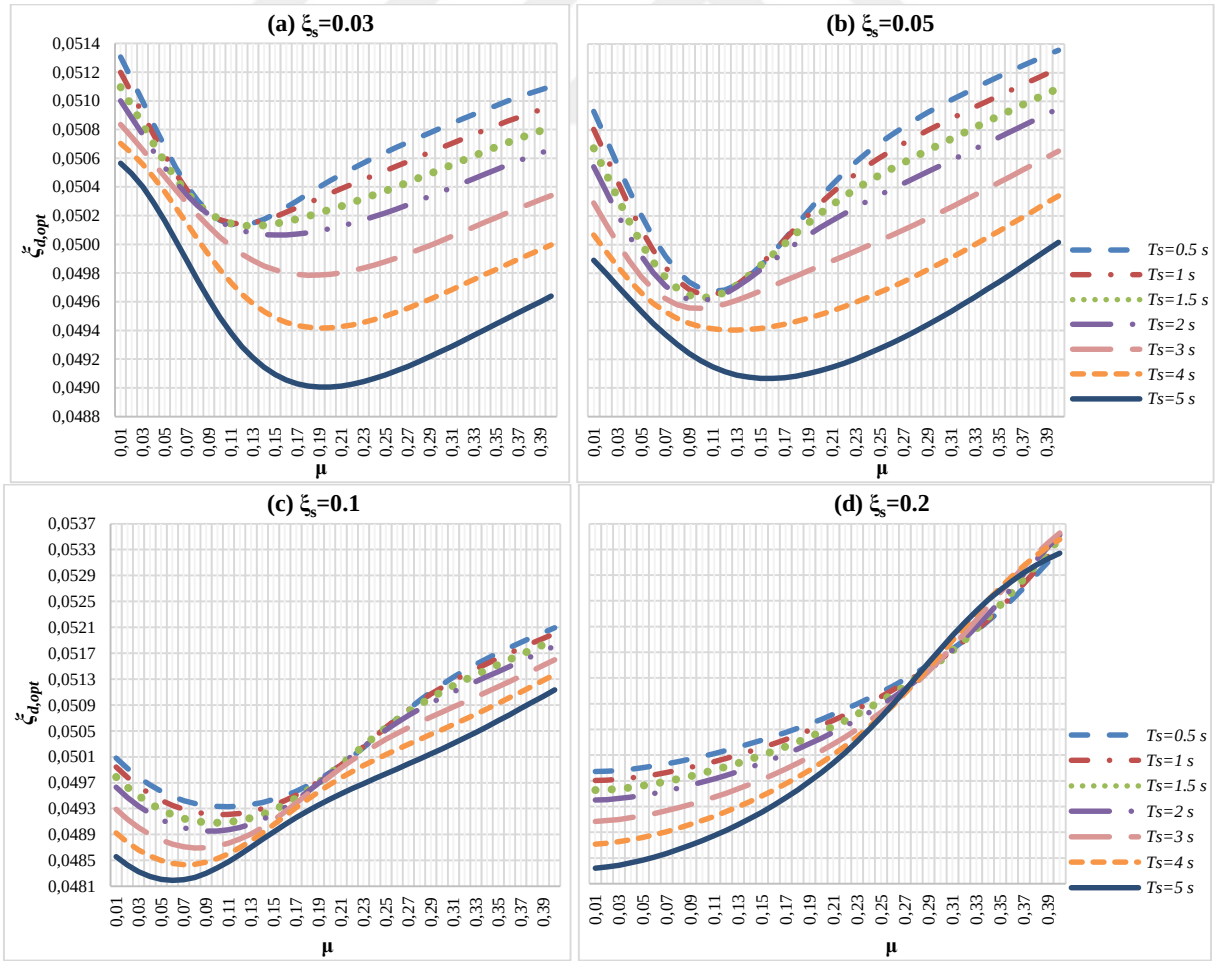
Şekil 4.7' de ise TMD uzama kapasitesinin 3 ile sınırlandırıldığı 2. optimizasyon modeli için belirlenen optimum TMD periyodu değerleri ile oluşturulan abaklar yer almakta olup farklı yapı sönüm oranları ve periyotlarına göre değişimleri de gözlemlenebilmektedir.



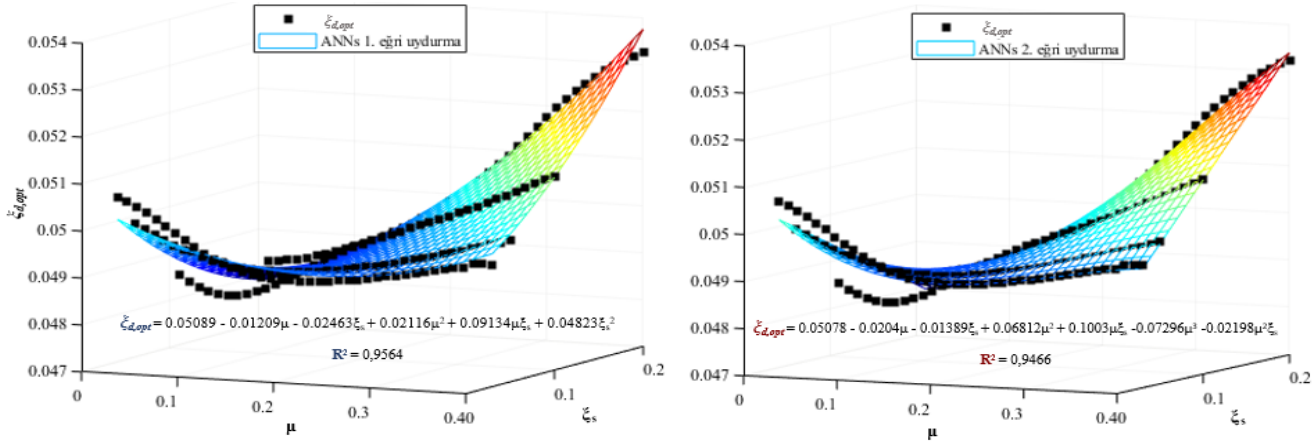


Şekil 4.7: ANNs tarafından belirlenen optimum TMD periyodu ile kütle oranı ilişkisi (2. model).

TMD sönüm oranı için tahmin edilen optimum sonuçların kütle oranı artışına göre gösterdiği davranış ise Şekil 4.8' de yer almaktadır. Ayrıca optimum sönüm oranına ($\xi_{d,opt}$) yönelik olarak oluşturulan eğri uydurma metodolojisi ve geliştirilen çeşitli formülasyonlar ise Şekil 4.9' da detaylı bir şekilde aktarılmıştır:

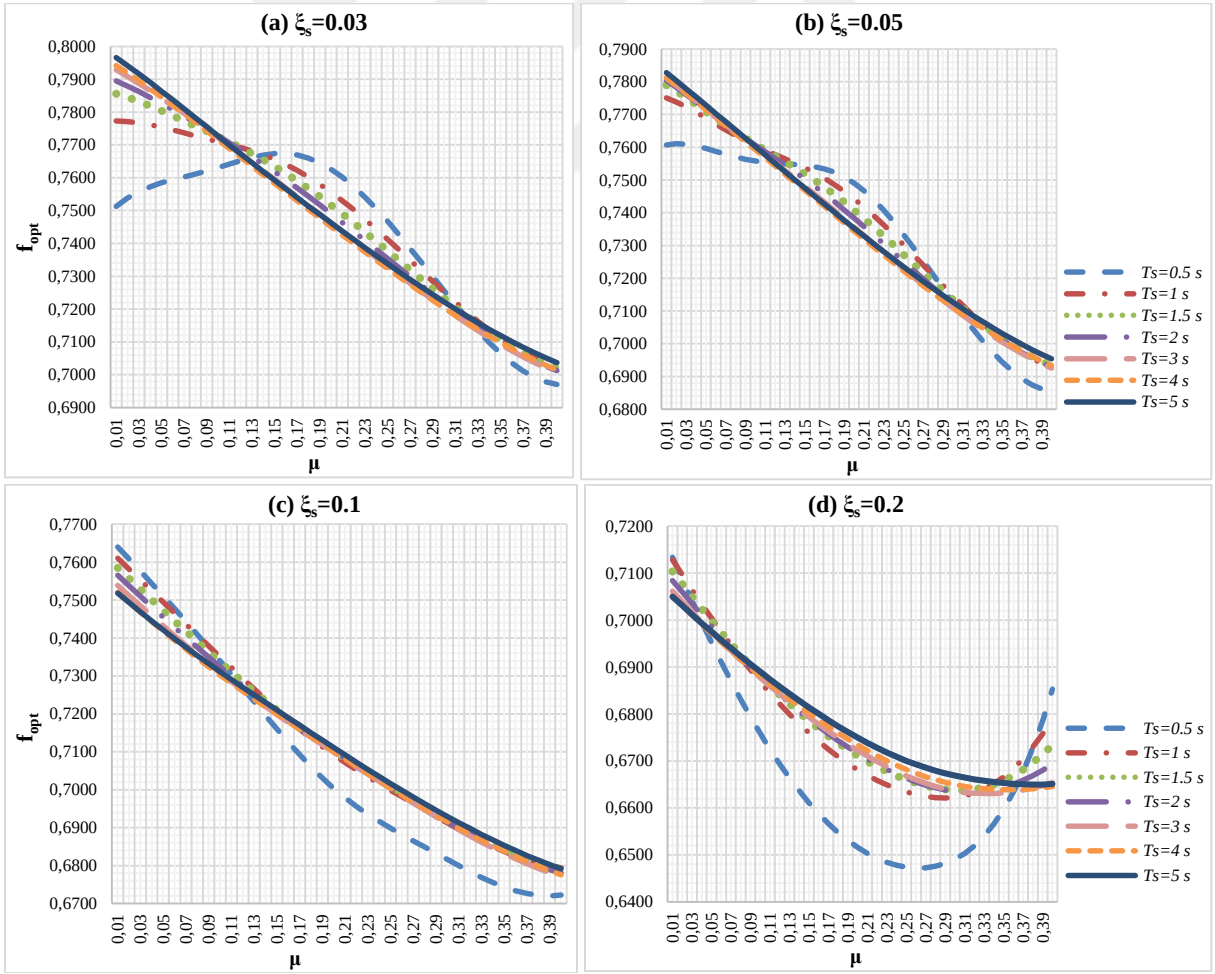


Şekil 4.8: ANNs tarafından belirlenen optimum TMD sönüm oranı ile kütle oranı ilişkisi (2. model).

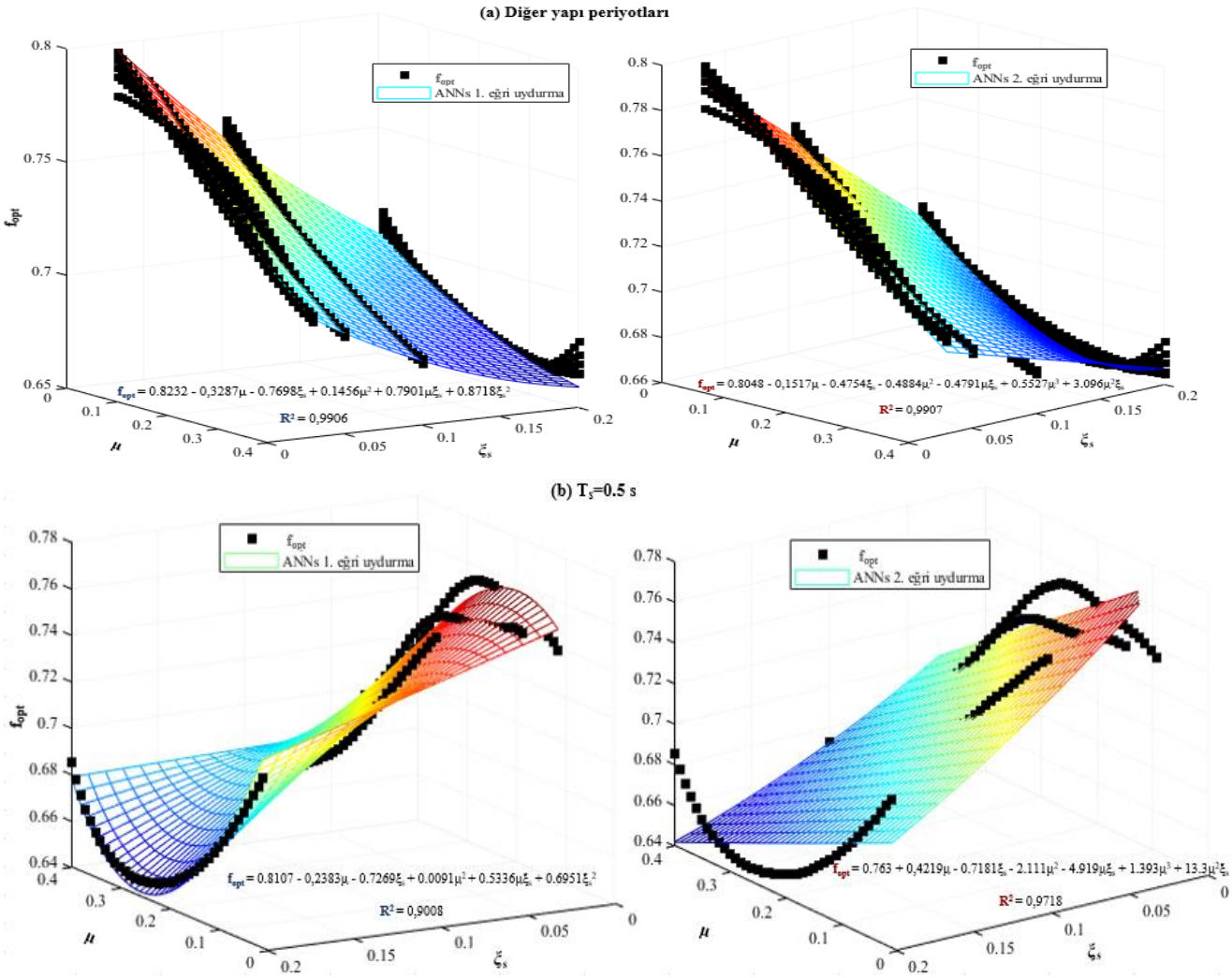


Şekil 4.9: Eğri uydurma yöntemiyle optimum sönüm oranı için geliştirilmiş formülasyonlar (2. model).

Optimum frekans oranı olan f_{opt} için çeşitli yapı sönüm oranlarına göre oluşturulmuş abaklar ise Şekil 4.10' da verilmiştir. Ek olarak, söz konusu optimum parametre değerlerinin direkt olarak belirlenmesine olanak sağlayacak formülasyonların belirlendiği eğri uydurma metodolojisine ait iki farklı opsiyon da Şekil 4.11' de görülebilmektedir:



Şekil 4.10: ANNs tarafından belirlenen optimum TMD frekans oranı ile kütle oranı ilişkisi (2. model).



Şekil 4.11: Eğri uydurma yöntemiyle optimum frekans oranı için geliştirilmiş formülasyonlar (2. model).

Burada, optimum sönüm oranı için eğri uydurma uygulamaları 1. modele benzer bir yaklaşımla T_s = 5 s dikkate alınarak gerçekleştirilmiştir. f_{opt} içinse Şekil 4.11' de görüldüğü üzere iki farklı opsiyon elde edilmiş olup 0.5 s ve diğer yapı periyotları için elde edilen tahmin sonuçlarının bir arada kullanılmasıyla geliştirilmiş formülasyonlar olarak sunulmuştur. Bunun sebebi ise 0.5 s' de gözlemlenen frekans oranları ile diğer yapı periyotlarına ait değerlerin oldukça farklılık göstermesidir.

Sonuç olarak 2. model için her iki optimum parametrenin de belirlenebilmesini sağlayacak farklı yapıdaki polinom formülasyonlar Denklem (4.4)-(4.5)' de ifade edilmiştir.

$$Denklem\ 1: \begin{cases} \xi_{d,opt} = 0.05089 - 0.01209\mu - 0.02463\xi_s + 0.02116\mu^2 + 0.09134\mu\xi_s + 0.04823{\xi_s}^2 \\ f_{opt} = \begin{cases} 0.8232 - 0.3287\mu - 0.7698\xi_s + 0.1456\mu^2 + 0.7901\mu\xi_s + 0.8718\xi_s^2 \\ 0.8107 - 0.2383\mu - 0.7269\xi_s + 0.0091\mu^2 + 0.5336\mu\xi_s + 0.6951\xi_s^2 \ \ (T_s = 0.5\ s) \end{cases} \end{cases} \quad (4.4)$$

$$Denklem\ 2: \begin{cases} \xi_{d,opt} = 0.05078 - 0.0204\mu - 0.01389\xi_s + 0.06812\mu^2 + 0.1003\mu\xi_s - 0.07296\mu^3 - 0.02198\mu^2\xi_s \\ \mathrm{f}_{\mathrm{opt}} = \begin{cases} 0.8048 - 0.1517\mu - 0.4754\xi_s - 0.4884\mu^2 - 0.4791\mu\xi_s + 0.5527\mu^3 + 3.096\mu^2\xi_s \\ 0.763 + 0.4219\mu - 0.7181\xi_s - 2.111\mu^2 - 4.919\mu\xi_s + 1.393\mu^3 + 13.3\mu^2\xi_s \quad (T_s = 0.5\ s) \end{cases} \end{cases} \tag{4.5}$$

4.2.1. Test Yapıları İçin Mevcut Denklemler ve ANNs Formülasyonları ile Belirlenen Optimum Parametrelerin Kıyaslanması

Bu bölümde ANNs tabanlı tahmin modeli yardımıyla elde edilmiş TMD parametrelerine ait optimum değerlerin, literatürde yer alan ve söz konusu parametreler için önerilmiş çeşitli denklemler kullanılarak değerlendirilmesi ve performansının incelenmesi sağlanmıştır. Bu kapsamda $\mathrm{f}_{\mathrm{opt}}$ ve $\xi_{d,opt}$ için literatürde yer alan dört farklı denklem çifti ele alınmış olup son adımda ise minimum kritik deplasman değerlerinin de belirlenmesi mümkün olmuştur. Söz konusu uygulamalar hem SDOF hem de MDOF yapılar için gerçekleştirilmiş olup kıyaslaması yapılmış literatür denklemlerine ait bilgiler aşağıda yer alan Tablo 4.5' de görülebilmektedir.

Tablo 4.5: Optimum TMD parametrelerinin incelenmesi doğrultusunda ele alınan literatür denklemleri.

Literatür Yöntemi	$\mathbf{f_{opt}} = \frac{\omega_{d.opt}}{\omega_s}$	$\xi_{d.opt} = \frac{\mathbf{c}}{2\mathbf{m_d}\omega_{d.opt}}$
Den Hartog (1947)	$\frac{1}{(1+\mu)}$	$\sqrt{\frac{3\,\mu}{8\,(1+\mu)}}$
Warburton (1982)	$\frac{\sqrt{1-(\mu/2)}}{(1+\mu)}$	$\sqrt{\frac{\mu\,(1-\mu/4)}{4\,(1+\mu)(1-\mu/2)}}$
Sadek ve diğ. (1997)	$\frac{1}{(1+\mu)}\left[1-\xi_s\sqrt{\frac{\mu}{(1+\mu)}}\right]$	$\frac{\xi_s}{1+\mu}+\sqrt{\frac{\mu}{(1+\mu)}}$
Leung ve Zhang (2009)	$\frac{\sqrt{1-(\mu/2)}}{(1+\mu)}+(-4.9453+20.2319\sqrt{\mu}-37.9419\,\mu)\sqrt{\mu}\xi_s+(-4.8287+25.0000\sqrt{\mu})\sqrt{\mu}\,{\xi_s}^2$	$\sqrt{\frac{\mu\,(1-\mu/4)}{4\,(1+\mu)(1-\mu/2)}}-5.3024\,{\xi_s}^2\mu$

4.2.1.1. Test Edilen SDOF Yapılar

Geliştirilen ANNs modeli ile optimum TMD özellikleri belirlenmiş ve ilgili sonuçların Tablo 4.3 ve 4.4' de verilmiş olduğu test yapıları için, iki farklı optimizasyon modeline göre elde edilmiş olan formülasyonlar da değerlendirilmiştir. Bu kapsamda söz konusu SDOF yapılar için elde edilen optimum sonuçlar aynı zamanda Tablo 4.5' de ifade edilen literatür denklemleriyle de karşılaştırılmıştır. Belirlenen optimum sönüm oranı, frekans oranı ve minimum kritik deplasman sonuçları sırasıyla Tablo 4.7-4.9' da görülebilmektedir.

Tablo 4.6: Test yapıları için ANNs formülasyonları ve mevcut denklemlerle belirlenen optimum sönüm oranları (1. model).

Test yapılarına ait özellikler			Den Hartog (1947)	Warburton (1982)	Sadek ve diğ. (1997)	Leung ve Zhang (2009)	1. formülasyon	2. formülasyon	3. formülasyon
μ	T_s (s)	ξ_s				$\xi_{d.opt}$			
0.14	1.0	0.03	0.2146	0.1785	0.3768	0.1778	0.0970	0.0968	0.0953
0.3	4.25	0.2	0.2942	0.2506	0.6342	0.1869	0.2507	0.2507	0.2499
0.4	0.5	0.06	0.3273	0.2835	0.5774	0.2758	0.1241	0.1245	0.1243
0.17	2.5	0.05	0.2334	0.1950	0.4239	0.1927	0.1135	0.1133	0.1134
0.05	1.1	0.1	0.1336	0.1098	0.3135	0.1072	0.1544	0.1545	0.1569
0.25	1.5	0.032	0.2739	0.2315	0.4728	0.2301	0.0995	0.0993	0.0985
0.02	2.0	0.2	0.0857	0.0702	0.3361	0.0659	0.2455	0.2459	0.2462
0.41	0.5	0.1	0.3302	0.2865	0.6102	0.2647	0.1589	0.1594	0.1609
0.15	5.1	0.03	0.2212	0.1842	0.3872	0.1835	0.0970	0.0969	0.0954
0.25	3.0	0.22	0.2739	0.2315	0.6232	0.1673	0.2696	0.2694	0.2663

Tablo 4.7: Test yapıları için ANNs formülasyonları ve mevcut denklemlerle belirlenen optimum frekans oranları (1. model).

Test yapılarına ait özellikler			Den Hartog (1947)	Warburton (1982)	Sadek ve diğ. (1997)	Leung ve Zhang (2009)	1. formülasyon	2. formülasyon	3. formülasyon
μ	T_s (s)	ξ_s				f_{opt}			
0.14	1.0	0.03	0.8772	0.8459	0.8680	0.8173	0.4938	0.5635	0.7286
0.3	4.25	0.2	0.7692	0.7092	0.6953	0.3287	0.6147	0.6431	0.5975
0.4	0.5	0.06	0.7143	0.6389	0.6914	0.3859	0.8056	0.6843	0.7060
0.17	2.5	0.05	0.8547	0.8176	0.8384	0.7603	0.6168	0.6774	0.7415
0.05	1.1	0.1	0.9524	0.9404	0.9316	0.8903	0.7284	0.6766	0.6097
0.25	1.5	0.032	0.8000	0.7483	0.7886	0.6832	0.6008	0.6613	0.7163
0.02	2.0	0.2	0.9804	0.9755	0.9529	0.8878	0.7521	0.6551	0.7642
0.41	0.5	0.1	0.7092	0.6324	0.6710	0.2207	0.8439	0.6991	0.7718
0.15	5.1	0.03	0.8696	0.8363	0.8601	0.8055	0.5027	0.5758	0.7378
0.25	3.0	0.22	0.8000	0.7483	0.7213	0.4593	0.5464	0.6152	0.5883

Tablo 4.8: Test yapıları için ANNs formülasyonları ve mevcut denklemlerle belirlenen minimum kritik deplasman değerleri (1. model).

Test yapılarına ait özellikler			Den Hartog (1947)	Warburton (1982)	Sadek ve diğ. (1997)	Leung ve Zhang (2009)	1. formülasyon	2. formülasyon	3. formülasyon
μ	T_s (s)	ξ_s				$min\ \lvert X_{max}\rvert$ (m)			
0.14	1.0	0.03	0.6616	0.6522	0.6835	0.6496	0.6474	**0.6395**	0.6308 **stroke: 1.5080**
0.3	4.25	0.2	7.5353	7.1658	8.2040	7.0973 **stroke: 1.5251**	6.9448 **stroke:1.5022**	6.9976 **stroke: 1.5070**	**6.9163**
0.4	0.5	0.06	0.1398	0.1328	0.1537	0.1341	0.1258	**0.1194**	0.1201
0.17	2.5	0.05	3.8699	3.7965	4.0378	3.7613	3.6639	**3.6499**	3.6539
0.05	1.1	0.1	0.6851	0.6825 **stroke: 1.5683**	0.6958	0.6800 **stroke: 1.6334**	0.6792 **stroke: 1.5131**	0.6787 **stroke: 1.5051**	**0.6791**
0.25	1.5	0.032	1.4219	1.3805	1.5079	1.3655	1.3023	1.2910	**1.2887**
0.02	2.0	0.2	1.7847 **stroke: 1.9111**	1.7826 **stroke: 2.0053**	1.8015	1.7763 **stroke: 2.2238**	1.7859	**1.7830**	1.7864
0.41	0.5	0.1	0.1266	0.1193	0.1400	0.1297	0.1218	**0.1110**	0.1156
0.15	5.1	0.03	17.1468	16.8804	17.7591	16.8075	16.6987	**16.4784**	16.2792 **stroke:1.5063**
0.25	3.0	0.22	3.6376	3.4907 **stroke: 1.5972**	3.9217	3.2939 **stroke: 1.7628**	**3.3803**	3.4141	3.3931

Diğer yandan söz konusu yapılar için geliştirilen ANNs formülasyonları vasıtasıyla 2. optimizasyon modeli kapsamında tahmin edilen edilen optimum değerler ise sırasıyla Tablo 4.10-4.12' de yer almaktadır.

Tablo 4.9: Test yapıları için ANNs formülasyonları ve mevcut denklemlerle belirlenen optimum sönüm oranları (2. model).

Test yapılarına ait özellikler			Den Hartog (1947)	Warburton (1982)	Sadek ve diğ. (1997)	Leung ve Zhang (2009)	1. formülasyon	2. formülasyon
μ	T_s (s)	ξ_s				$\xi_{d.opt}$		
0.14	1.0	0.03	0.2146	0.1785	0.3768	0.1778	0.0493	0.0491
0.3	4.25	0.2	0.2942	0.2506	0.6342	0.1869	0.0517	0.0545
0.4	0.5	0.06	0.3273	0.2835	0.5774	0.2758	0.0503	0.0609
0.17	2.5	0.05	0.2334	0.1950	0.4239	0.1927	0.0491	0.0522
0.05	1.1	0.1	0.1336	0.1098	0.3135	0.1072	0.0488	0.0492
0.25	1.5	0.032	0.2739	0.2315	0.4728	0.2301	0.0492	0.0552
0.02	2.0	0.2	0.0857	0.0702	0.3361	0.0659	0.0480	0.0478
0.41	0.5	0.1	0.3302	0.2865	0.6102	0.2647	0.0513	0.0607
0.15	5.1	0.03	0.2212	0.1842	0.3872	0.1835	0.0493	0.0519
0.25	3.0	0.22	0.2739	0.2315	0.6232	0.1673	0.0511	0.0523

Tablo 4.10: Test yapıları için ANNs formülasyonları ve mevcut denklemlerle belirlenen optimum frekans oranları (2. model).

Test yapılarına ait özellikler			Den Hartog (1947)	Warburton (1982)	Sadek ve diğ. (1997)	Leung ve Zhang (2009)	Diğer T_s değerleri için		T_s = 0.5 s için	
							1. formülasyon	2. formülasyon	1. formülasyon	2. formülasyon
μ	T_s (s)	ξ_s				f_{opt}				
0.14	1.0	0.03	0.8772	0.8459	0.8680	0.8173	0.7610	0.7611	0.7586	0.7501
0.3	4.25	0.2	0.7692	0.7092	0.6953	0.3287	0.6660	0.6622	0.6545	0.5378
0.4	0.5	0.06	0.7143	0.6389	0.6914	0.3859	0.6909	0.6910	0.6885	0.6497
0.17	2.5	0.05	0.8547	0.8176	0.8384	0.7603	0.7419	0.7442	0.7404	0.7221
0.05	1.1	0.1	0.9524	0.9404	0.9316	0.8903	0.7428	0.7469	0.7357	0.6859
0.25	1.5	0.032	0.8000	0.7483	0.7886	0.6832	0.7327	0.7321	0.7334	0.7226
0.02	2.0	0.2	0.9804	0.9755	0.9529	0.8878	0.7008	0.7048	0.6905	0.6084
0.41	0.5	0.1	0.7092	0.6324	0.6710	0.2207	0.6770	0.6835	0.6707	0.6272
0.15	5.1	0.03	0.8696	0.8363	0.8601	0.8055	0.7584	0.7586	0.7564	0.7488
0.25	3.0	0.22	0.8000	0.7483	0.7213	0.4593	0.6664	0.6566	0.6548	0.5127

Tablo 4.11: Test yapıları için ANNs formülasyonları ve mevcut denklemlerle belirlenen minimum kritik deplasman değerleri (2. model).

Test yapılarına ait özellikler			Den Hartog (1947)	Warburton (1982)	Sadek ve diğ. (1997)	Leung ve Zhang (2009)	Diğer T_s değerleri için		T_s = 0.5 s için	
							1. formülasyon	2. formülasyon	1. formülasyon	2. formülasyon
μ	T_s (s)	ξ_s				$min\ \lvert X_{max}\rvert$ (m)				
0.14	1.0	0.03	0.6616	0.6522	0.6670	0.6496	0.6220	**0.6219**	**0.6219**	0.6913
0.3	4.25	0.2	7.5352	6.1262	8.2040	7.0973	6.0899	6.1046	**6.0871**	6.2532
0.4	0.5	0.06	0.1391	0.1328	0.1532	0.1341	0.1123	0.1123	**0.1122**	0.1125
0.17	2.5	0.05	3.8699	3.7965	4.0379	3.7613	**3.5630**	3.5676	**3.5630**	3.5683
0.05	1.1	0.1	0.6851	0.6825	0.6958	0.6800	**0.6715**	**0.6715**	**0.6715**	0.6719
0.25	1.5	0.032	1.4219	1.3805	1.5079	1.3655	**1.2527**	1.2574	**1.2527**	1.2575
0.02	2.0	0.2	1.7847	1.7827	1.8015	1.7763	**1.7689**	**1.7689**	**1.7689**	1.7703
0.41	0.5	0.1	0.1266	0.1193	0.1400	0.1297	**0.0982**	0.0993	**0.0982**	0.0996
0.15	5.1	0.03	17.1466	16.8804	17.7593	16.8075	**16.0313**	16.0465	16.0314	16.0471
0.25	3.0	0.22	3.6375	3.4908	3.9217	3.2939	3.0355	3.0374	**3.0347**	3.1301

Elde edilen sonuçlar doğrultusunda ANNs modeliyle geliştirilen formülasyonlar yoluyla belirlenen optimum değerlerin (Tablo 4.6-4.7 ve Tablo 4.9-4.10) amaç fonksiyonu olarak tanımlanan minimum kritik deplasman değerlerine ulaşılabilmesi bakımından (Tablo 4.8 ve 4.11) ele alınan literatür denklemlerinden gözle görülebilir oranda yüksek başarıya sahip olduğu görülebilmektedir. Diğer yandan 1. optimizasyon modeli kapsamında literatür denklemleri ve ANNs formülasyonları ile bazı test yapıları için minimum deplasman değerlerinin elde edilmesi sürecinde gerekli stroke/TMD uzama kapasitesi sağlanamamıştır. Ancak görülebilmektedir ki ANNs formülasyonları literatür denklemlerine kıyasla, stroke için 1.5 olarak belirlenen gerekli kısıt değerini çok az bir oranda aşmıştır. 2. optimizasyon modelinde ise böyle bir durum söz konusu olmayıp, tüm denklemler de başarılı sonuçlar vermiştir. Bununla birlikte geliştirilen ANNs formülasyonları, minimum kritik deplasmana ulaşılabilmesi açısından literatür denklemlerine kıyasla oldukça başarılı durumdadır.

4.2.1.2. Test Edilen MDOF Yapılar

Bu bölümde makine öğrenmesi tabanlı tahmin modellerinin geliştirilmesi doğrultusunda SDOF yapı sistemleri için elde edilmiş olan ANNs formülasyonlarının yanı sıra literatür denklemlerinin MDOF sistemlere yönelik uygulamalarına yer verilmiştir. Bu bağlamda hem geliştirilen formülasyonlar hem de mevcut denklemlerin söz konusu sistemlere de uygulanabilmesi açısından Sadek ve diğ. (1997) tarafından önerilen bir yaklaşım izlenmiştir.

Bu yaklaşımda Γ_i olarak ifade edilen modal birim katılım faktörü yapının *i*. moda ait kütlesinin dinamik uyarım süresince ne kadarının etkin olduğunu gösteren bir parametredir (Denklem (4.6)). Bu bağlamda ϕ_i^T olarak görülen ifade *i*. mod şeklinin transpozesi/devriği olup Denklem (4.7)' de yer alan özdeğer-özvektör çözümleme yoluyla elde edilmektedir. M ve M_i ise sırasıyla yapının toplam kütlesi ile ***i***. moda ait kütleyi (Denklem (4.8) belirtmektedir.

$$\Gamma_i = \frac{\phi_i^T \, \mathrm{M} \, \{1\}}{\mathrm{M_i}} \tag{4.6}$$

$$\det \, (\mathrm{K} - \mathrm{M}\omega_i^2)\, \phi_i = 0 \tag{4.7}$$

$$\mathrm{M}_i = \phi_i^T \mathrm{M} \, \phi_i \tag{4.8}$$

Bununla birlikte Sadek ve diğ. (1997) tarafından önerilen ve MDOF sistemlerin SDOF yapıya dönüştürülmesini sağlayan bu yaklaşımda Γ_i değerinin 1 olduğu varsayılmaktadır. Bu bağlamda söz konusu denklemlerin birlikte çözümlenmesiyle birlikte gerekli ϕ_i değeri de

hesaplanabilmektedir. ANNs formülasyonları ve literatür denklemlerinin MDOF yapılar üzerinde kullanılabilir olması için de bu değerden faydalanılmıştır. Bu kapsamda hem ANNs formülasyonları hem de literatür denklemleri için $\xi_{d.opt}$ ile belirlenen sayısal sonuçları mod şekli (ϕ_i) değeri; f_{opt} içinse ilgili denklemlerde yer alan kütle oranı (μ) ϕ_i ile çarpılarak dönüştürülmektedir. Burada 1. mod şekli değeri olarak ise TMD' nin yer aldığı kata ait çıktı olarak belirlenmiştir.

Bu bağlamda, geliştirilen ANNs formülasyonları 10 ve 40 katlı olmak üzere iki farklı MDOF yapı modeli üzerinde incelenmiş olup sözkonusu denklemler yardımıyla optimum TMD parametrelerinin yanı sıra çeşitli yapısal tepkiler (yer değiştirme, ivme vb.) ile birlikte TMD uzama kapasiteleri de belirlenmiştir. Ayrıca her iki yapı modeli de 44 farklı uzak alan yer hareketi şeklinde oluşan tarihsel deprem kaydına maruz bırakılarak formülasyonların etkinliği zaman-tanım alanı analizleri üzerinde test edilmiştir. Söz konusu dinamik analizlerde yararlanılmış olan deprem kayıtlarına ait detaylar Tablo 4.12' de görülebilmektedir:

Tablo 4.12: Uygulamalarda kullanılmış olan tarihsel deprem kayıtları (FEMA P-695, 2009).

Deprem Numarası	Tarih	Deprem Adı	1. Bileşen	2. Bileşen
1	1994	Northridge	NORTHR/MUL009	NORTHR/MUL279
2	1994	Northridge	NORTHR/LOS000	NORTHR/LOS270
3	1999	Düzce, Türkiye	DUZCE/BOL000	DUZCE/BOL090
4	1999	Hector Mine	HECTOR/HEC000	HECTOR/HEC090
5	1979	Imperial Valley	IMPVALL/H-DLT262	IMPVALL/H-DLT352
6	1979	Imperial Valley	IMPVALL/H-E11140	IMPVALL/H-E11230
7	1995	Kobe, Japonya	KOBE/NIS000	KOBE/NIS090
8	1995	Kobe, Japonya	KOBE/SHI000	KOBE/SHI090
9	1999	Kocaeli, Türkiye	KOCAELI/DZC180	KOCAELI/DZC270
10	1999	Kocaeli, Türkiye	KOCAELI/ARC000	KOCAELI/ARC090
11	1992	Landers	LANDERS/YER270	LANDERS/YER360
12	1992	Landers	LANDERS/CLW-LN	LANDERS/CLW-TR
13	1989	Loma Prieta	LOMAP/CAP000	LOMAP/CAP090
14	1989	Loma Prieta	LOMAP/G03000	LOMAP/G03090
15	1990	Manjil, İran	MANJIL/ABBAR—L	MANJIL/ABBAR—T
16	1987	Superstition Hills	SUPERST/B-ICC000	SUPERST/B-ICC090
17	1987	Superstition Hills	SUPERST/B-POE270	SUPERST/B-POE360
18	1992	Cape Mendocino	CAPEMEND/RIO270	CAPEMEND/RIO360
19	1999	Chi-Chi, Tayvan	CHICHI/CHY101-E	CHICHI/CHY101-N
20	1999	Chi-Chi, Tayvan	CHICHI/TCU045-E	CHICHI/TCU045-N
21	1971	San Fernando	SFERN/PEL090	SFERN/PEL180
22	1976	Friuli, İtalya	FRIULI/A-TMZ000	FRIULI/A-TMZ270

a) 10 Katlı Yapı Modeli

Ele alınan ilk MDOF sistem olan 10 katlı yapı modeline ait mekanik parametrelerin her biri de tüm katlar açısından eşit özelliğe sahiptir. Bu anlamda kütle, m=360 ton; rijitlik katsayısı, k=650 MN/m; sönüm katsayısı, c=6.2 MNs/m olarak belirlenmiştir (Singh ve diğ.. 2002). Diğer yandan söz konusu MDOF yapı, kütle oranı 0.03 ile 0.1 ve yapı sönüm oranı 0.05 ile 0.1 olacak şekilde farklı değerler baz alınarak analiz edilmiştir.

Bu bağlamda 10 katlı yapı modeli için gerçekleştirilen dinamik analizler doğrultusunda kritik periyot 0.9893 s olarak elde edilmiş olup söz konusu yapı için yer değiştirme, ivme vb. tepkiler açısından kritik diğer bir deyişle maksimum değerlerin ortaya çıktığı tarihsel deprem kaydı ise Düzce depreminin ikinci bileşeni olan DUZCE/BOL090' dır. Bu kayıtta, yapı için meydana gelen yapısal tepkilerden ilk kat için kritik yer değiştirme değeri (X_1) 0.0585 m olup bu değer onuncu kat (X_{10}) içinse 0.4101 m olarak hesaplanmıştır. Dinamik hareket sırasında meydana gelen maksimum ivme (a_t) değeri ise 20.5393 m/s^2 olarak gözlemlenmiştir.

Yapıya TMD' nin eklenmesi sonucunda oluşan kritik yapısal tepkiler ile birlikte optimum TMD parametreleri ve karakteristik özellikleri ise Tablo 4.13-4.16' da görülebilmektedir:

Tablo 4.13: TMD bulunan 10 katlı yapı için ANNs formülasyonlarının değerlendirilmesi (μ=0.03; ξ_S=0.05) (1. model).

	Den Hartog (1947)	**Warburton (1982)**	**Sadek ve diğ. (1997)**	**Leung ve Zhang (2009)**	**1. formülasyon**	**2. formülasyon**	**3. formülasyon**
$\xi_{d.opt}$	0.1324	0.1086	0.2778	0.1080	0.1421	0.1424	0.1429
$T_{d,opt}$ **(s)**	1.0270	1.0369	1.0369	1.0634	1.8992	2.0219	2.1142
m_d **(t)**	91.5759	91.5759	91.5759	91.5759	91.5759	91.5759	91.5759
k_d **(MN/m)**	3.4279	3.3627	3.3626	3.1971	1.0023	0.8843	0.8088
c_d **(MNs/m)**	0.1484	0.1204	0.3083	0.1169	0.0860	0.0810	0.0778
Maks. X_{10} **(m)**	0.3413	0.3378	0.3578	0.3384	0.3902	0.3926	0.3940
Maks. X_1 **(m)**	0.0484	0.0479	0.0508	0.0481	0.0556	0.0560	0.0562
a_t **(m/s^2)**	16.5397	16.5490	16.7957	16.6955	18.8119	18.8739	18.9093
TMD uzama kapasitesi (*stroke*)	1.3810	**1.5867**	0.7281	**1.5522**	0.1255	0.2109	0.2749

Tablo 4.14: TMD bulunan 10 katlı yapı için ANNs formülasyonlarının değerlendirilmesi (μ=0.1; ξ_S=0.05) (1. model).

	Den Hartog (1947)	Warburton (1982)	Sadek ve diğ. (1997)	Leung ve Zhang (2009)	1. formülasyon	2. formülasyon	3. formülasyon
$\xi_{d.opt}$	0.2340	0.1936	0.4397	0.1919	0.1429	0.1429	0.1439
$T_{d,opt}$ (s)	1.1147	1.1518	1.1337	1.2107	1.6901	1.5670	1.3819
m_d (t)	305.2530	305.2530	305.2530	305.2530	305.2530	305.2530	305.2530
k_d (MN/m)	9.6979	9.0834	9.3754	8.2211	4.2188	4.9076	6.3101
c_d (MNs/m)	0.8051	0.6445	1.4877	0.6079	0.3244	0.3497	0.3994
Maks. X_{10} (m)	0.2678	0.2605	0.2913	0.2608	0.3319	0.3170	0.2855
Maks. X_1 (m)	0.0402	0.0396	0.0427	0.0400	0.0472	0.0450	0.0413
a_t (m/s^2)	12.8799	13.2814	13.0327	13.8738	17.2689	16.8148	15.7202
TMD uzama kapasitesi (*stroke*)	0.6376	0.6949	0.3452	0.6318	0.0538	0.1756	0.4438

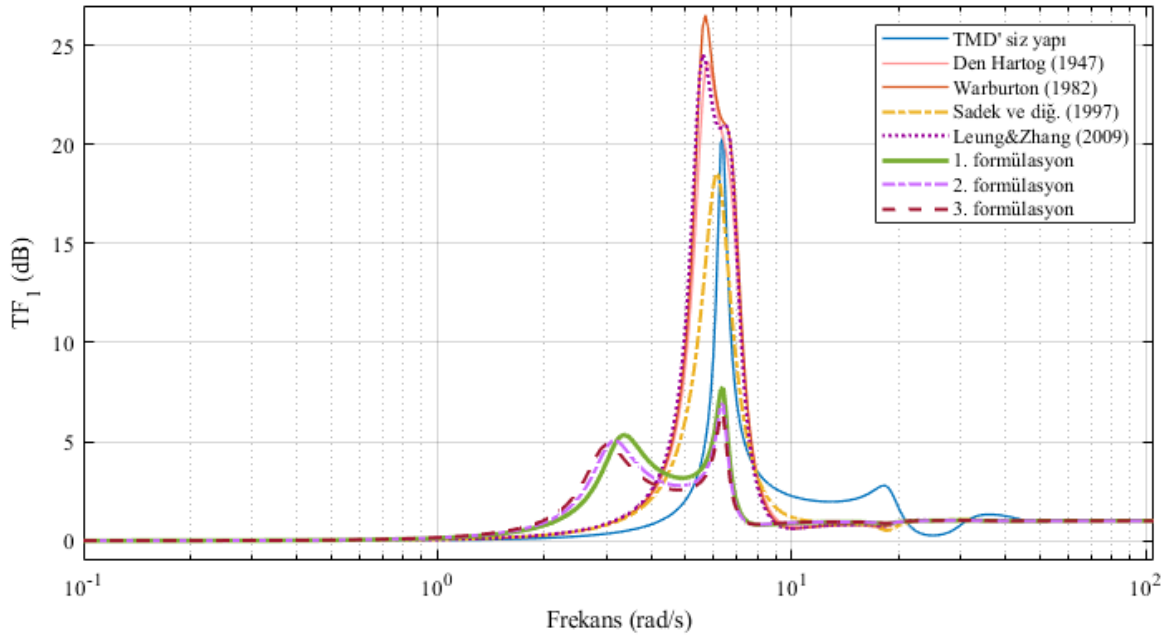
Tablo 4.15: TMD bulunan 10 katlı yapı için ANNs formülasyonlarının değerlendirilmesi (μ=0.03; ξ_S=0.05) (2. model).

	Den Hartog (1947)	Warburton (1982)	Sadek ve diğ. (1997)	Leung ve Zhang (2009)	Diğer T_s değerleri için		T_s = 0.5 s için	
					1. formülasyon	2. formülasyon	1. formülasyon	2. formülasyon
$\xi_{d.opt}$	0.1324	0.1086	0.2778	0.1080	0.0628	0.0628	0.0630	0.0630
$T_{d,opt}$ (s)	1.0270	1.0369	1.0369	1.0634	1.2748	1.2881	1.2784	1.3520
m_d (t)	91.5759	91.5759	91.5759	91.5759	91.5759	91.5759	91.5759	91.5759
k_d (MN/m)	3.4279	3.3627	3.3626	3.1971	2.2247	2.1788	2.2121	1.9778
c_d (MNs/m)	0.1484	0.1204	0.3083	0.1169	0.0567	0.0561	0.0566	0.0535
Maks. X_{10} (m)	0.3413	0.3378	0.3578	0.3384	0.3551	0.3569	0.3556	0.3649
Maks. X_1 (m)	0.0484	0.0479	0.0508	0.0481	0.0507	0.0510	0.0508	0.0521
a_t (m/s^2)	16.5397	16.5490	16.7957	16.6955	17.9930	18.0564	18.0099	18.3227
TMD uzama kapasitesi (*stroke*)	1.3810	1.5867	0.7281	1.5522	1.1714	1.1047	1.1518	0.8579

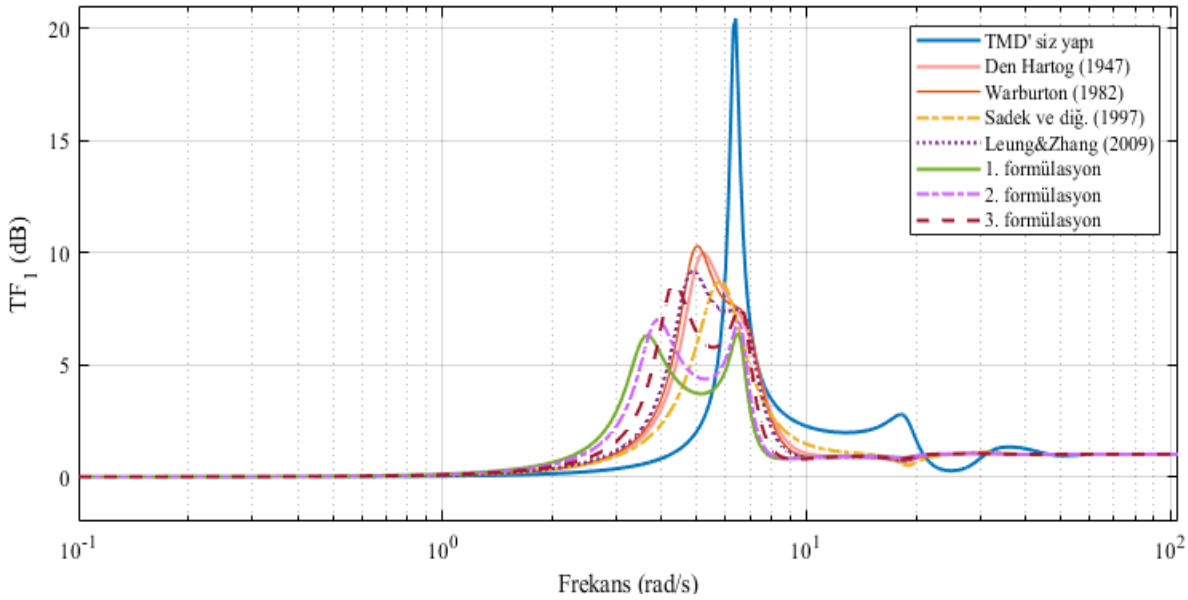
Tablo 4.16: TMD bulunan 10 katlı yapı için ANNs formülasyonlarının değerlendirilmesi (μ=0.1; ξ_S=0.05) (2. model).

	Den Hartog (1947)	Warburton (1982)	Sadek ve diğ. (1997)	Leung ve Zhang (2009)	Diğer T_s değerleri için		T_s = 0.5 s için	
					1. formülasyon	2. formülasyon	1. formülasyon	2. formülasyon
$\xi_{d.opt}$	0.2340	0.1936	0.4397	0.1919	0.0624	0.0624	0.0623	0.0623
$T_{d,opt}$ (s)	1.1147	1.1518	1.1337	1.2107	1.3146	1.3202	1.3112	1.3571
m_d (t)	305.2530	305.2530	305.2530	305.2530	305.2530	305.2530	305.2530	305.2530
k_d (MN/m)	9.6979	9.0834	9.3754	8.2211	6.9730	6.9146	7.0094	6.5430
c_d (MNs/m)	0.8051	0.6445	1.4877	0.6079	0.1820	0.1813	0.1822	0.1760
Maks. X_{10} (m)	0.2678	0.2605	0.2913	0.2608	0.2744	0.2761	0.2734	0.2868
Maks. X_1 (m)	0.0402	0.0396	0.0427	0,0400	0.0398	0.0400	0.0398	0.0411
a_t (m/s^2)	12.8799	13.2814	13.0327	13.8738	16.1173	16.1746	16.0832	16.5284
TMD uzama kapasitesi (*stroke*)	0.6376	0.6949	0.3452	0.6318	0.7534	0.7388	0.7627	0.6449

Şekil 4.12 ve 4.13' de ξ_s=0.05 iken μ=0.03 ve 0.1 için 1. optimizasyon modeline yönelik olacak şekilde transfer fonksiyonu grafikleri yansıtılmıştır. Söz konusu grafikler frekans değerleri saniyede 0-100 radyan arasında değişecek şekilde mevcut yapıda hem TMD' nin yer almadığı başlangıç durumu hem de TMD' nin bulunduğu yeni durum açısından oluşturulmuştur.

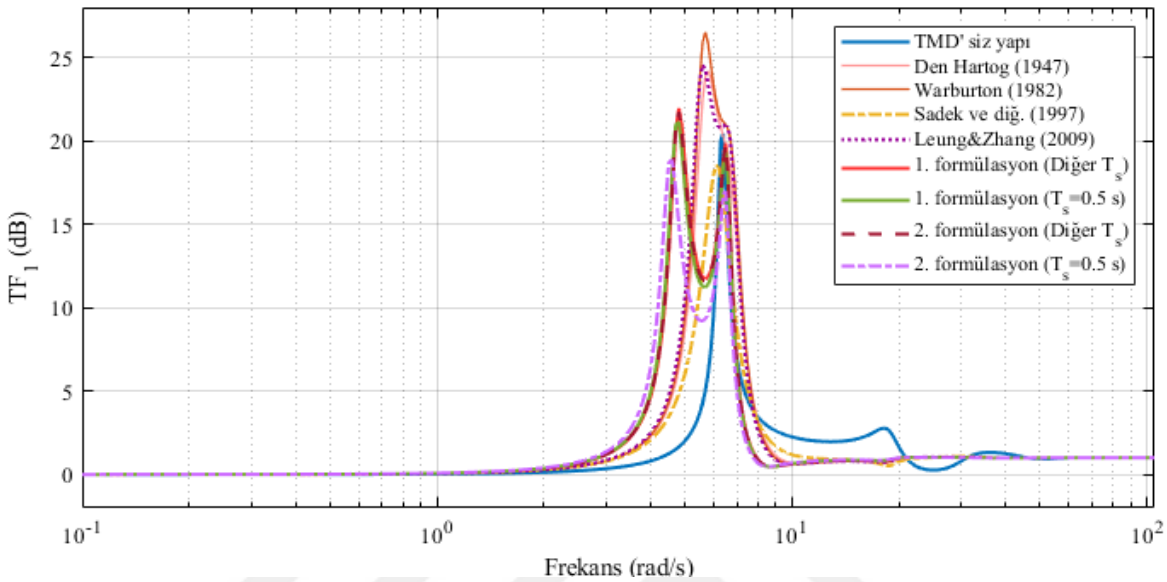


Şekil 4.12: 10 katlı yapı modeli açısından ivme transfer fonksiyonu değerlerinin 1. Kata yönelik olarak kıyaslanması (μ=0.03; ξ_s=0.05) (1. model).

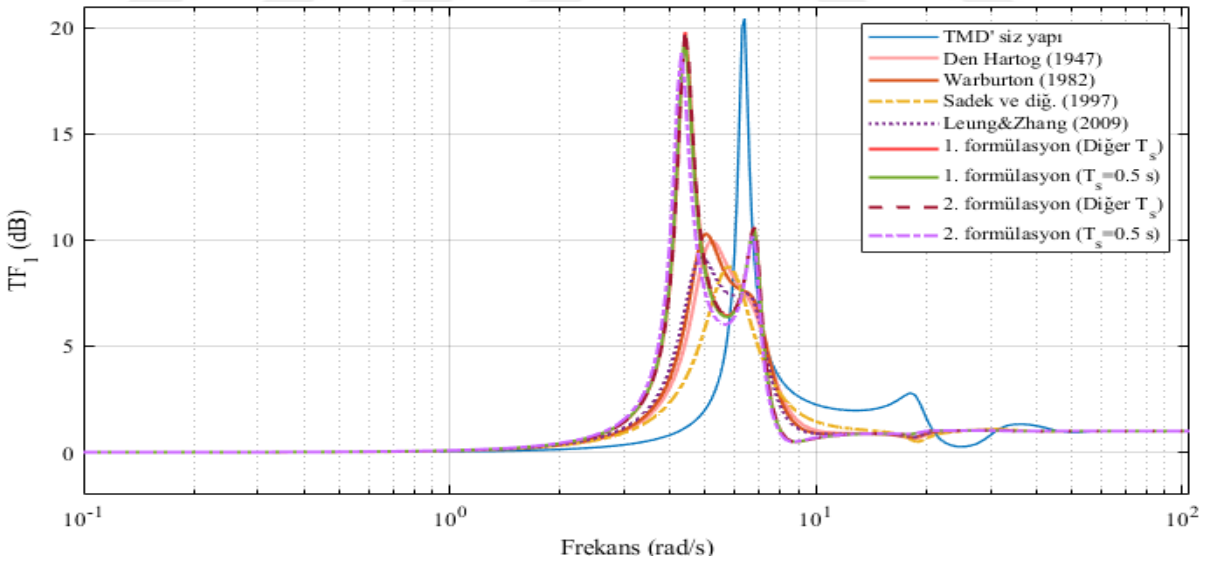


Şekil 4.13: 10 katlı yapı modeli açısından ivme transfer fonksiyonu değerlerinin 1. Kata yönelik olarak kıyaslanması (μ=0.1; ξ_s=0.05) (1. model).

10 katlı yapı modeli için elde edilen ivme transfer fonksiyonu değerlerinin gözlemlenmesi ve kıyaslanması için elde edilmiş olan Şekil 4.14 ve 4.15 ise 2. optimizasyon modeline yönelik olarak aşağıda görülebilmektedir:



Şekil 4.14: 10 katlı yapı modeli açısından ivme transfer fonksiyonu değerlerinin 1. Kata yönelik olarak kıyaslanması (μ=0.03; ξ_s=0.05) (2. model).



Şekil 4.15: 10 katlı yapı modeli açısından ivme transfer fonksiyonu değerlerinin 1. Kata yönelik olarak kıyaslanması (μ=0.1; ξ_s=0.05) (2. model).

b) 40 Katlı Yapı Örneği

İkinci model ise yüksek katlı bir MDOF sistem olan 40 katlı yapı örneği olup yapının her bir katına ait kütle değeri (m) eşit ve 980 ton' dur. Katlara ait rijitlik ve sönüm değerleri ise kat

sayısının artışına bağlı olarak lineer bir azalış gösterecek şekilde 1. kattan 40. kata doğru k 2130-998 MN/m, c ise 42.6-20 MNs/m aralığında değişmektedir (Liu, 2008).

Gerçekleştirilen analizler neticesinde 40 katlı yapı modeli için belirlenen kritik periyodun değeri 3.8302 s olup söz konusu yapı için maksimum yapı tepkilerinin gözlemlendiği deprem kaydı Chi Chi-Tayvan depremine ait ikinci bileşen olan CHICHI/CHY101-N' dır. Bu deprem kaydında yapının ilk (X_1) ve son katı (X_{40}) için oluşan kritik yer değiştirme değerleri ise sırasıyla 0.0583 ve 1.9278 m olup meydana gelen ivme (a_t) değeri ise 6.0613 m/s^2' dir. Kritik ivme değeri ise 8.5196 m/s^2 olup Düzce depreminin 1. bileşeni (DUZCE/BOL000) üzerinde elde edilmiştir. Yapı modeli üzerine TMD sisteminin eklenmesi ile değişim gösteren kritik konumdaki yapısal tepkilerin yanısıra belirlenen optimum TMD özellikleri de Tablo 4.17-4.20' de görülebilmektedir:

Tablo 4.17: TMD bulunan 40 katlı yapı için ANNs formülasyonlarının değerlendirilmesi (μ=0.03; ξ_S=0.05) (1. model).

	Den Hartog (1947)	**Warburton (1982)**	**Sadek ve diğ. (1997)**	**Leung ve Zhang (2009)**	**1. formülasyon**	**2. formülasyon**	**3. formülasyon**
$\xi_{d.opt}$	0.1383	0.1134	0.2902	0.1129	0.1484	0.1488	0.1493
$T_{d,opt}$ **(s)**	3.9823	4.0224	4.0216	4.1266	7.3352	7.7753	8.0490
m_d **(t)**	925.0853	925.0853	925.0853	925.0853	925.0853	925.0853	925.0853
k_d **(MN/m)**	2.30280	2.2571	2.2580	2.1446	0.6787	0.6040	0.5637
c_d **(MNs/m)**	0.4038	0.3276	0.8387	0.3179	0.2351	0.2224	0.2156
Maks. X_{40} **(m)**	1.7792	1.7748	1.7834	1.7598	1.7429	1.7729	1.7880
Maks. X_1 **(m)**	0.0536	0.0535	0.0539	0.0532	0.0537	0.0544	0.0547
a_t **(m/s^2)**	5.2043	5.1664	5.3801	5.1631	5.8576	5.9037	5.9263
TMD uzama kapasitesi (*stroke*)	**1.8059**	**2.0320**	0.9775	**2.0635**	0.5252	0.3665	0.2688

Tablo 4.18: TMD bulunan 40 katlı yapı için ANNs formülasyonlarının değerlendirilmesi (μ=0.1; ξ_S=0.05) (1. model).

	Den Hartog (1947)	**Warburton (1982)**	**Sadek ve diğ. (1997)**	**Leung ve Zhang (2009)**	**1. formülasyon**	**2. formülasyon**	**3. formülasyon**
$\xi_{d.opt}$	0.2444	0.2022	0.4593	0.2004	0.1493	0.1492	0.1503
$T_{d,opt}$ **(s)**	4.3372	4.4883	4.4126	4.7296	6.4978	6.0015	5.3049
m_d **(t)**	3083.6179	3083.6179	3083.6179	3083.6179	3083.6179	3083.6179	3083.6179
k_d **(MN/m)**	6.4714	6.0431	6.2520	5.4422	2.8833	3.3799	4.3258
c_d **(MNs/m)**	2.1834	1.7453	4.0330	1.6419	0.8902	0.9635	1.0978
Maks. X_{40} **(m)**	1.6809	1.5905	1.8103	1.5134	1.2765	1.2958	1.3740
Maks. X_1 **(m)**	0.0479	0.0459	0.0517	0.0446	0.0426	0.0417	0.0417
a_t **(m/s^2)**	4.0404	4.0487	4.1565	4.0246	4.8725	4.5631	4.0771
TMD uzama kapasitesi (*stroke*)	1.0997	1.2584	0.6095	1.2478	0.9441	1.0424	1.3232

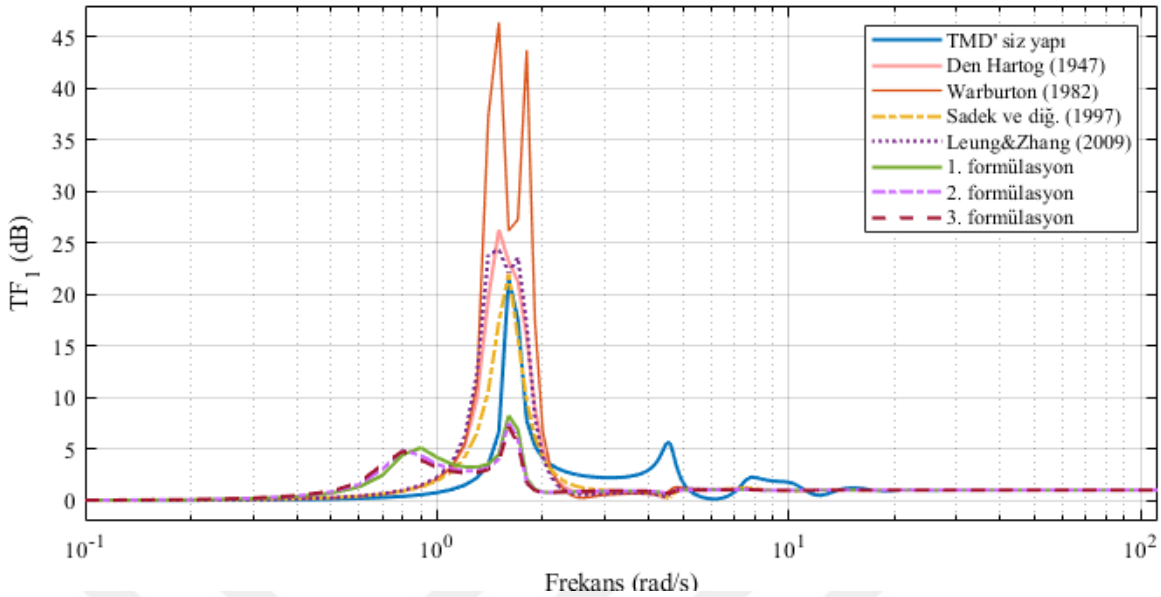
Tablo 4.19: TMD bulunan 40 katlı yapı için ANNs formülasyonlarının değerlendirilmesi (μ=0.03; ξ_S=0.05) (2. model).

	Den Hartog (1947)	Warburton (1982)	Sadek ve diğ. (1997)	Leung ve Zhang (2009)	Diğer T_s değerleri için		T_s = 0.5 s için	
					1. formülasyon	2. formülasyon	1. formülasyon	2. formülasyon
$\xi_{d.opt}$	0.1383	0.1134	0.2902	0.1129	0.0656	0.0656	0.0658	0.0658
$T_{d,opt}$ (s)	3.9823	4.0224	4.0216	4.1266	4.9382	4.9892	4.9514	5.2333
m_d (t)	925.0853	925.0853	925.0853	925.0853	925.0853	925.0853	925.0853	925.0853
k_d (MN/m)	2.3028	2.2571	2.2580	2.1446	1.4976	1.4671	1.4896	1.3334
c_d (MNs/m)	0.4038	0.3276	0.8387	0.3179	0.1544	0.1528	0.1543	0.1460
Maks. X_{40} (m)	1.7792	1.7748	1.7834	1.7598	1.6026	1.5956	1.6008	1.5697
Maks. X_1 (m)	0.0536	0.0535	0.0539	0.0532	0.0500	0.0499	0.0500	0.0494
a_t (m/s^2)	5.2043	5.1664	5.3801	5.1631	5.2392	5.2600	5.2447	5.3656
TMD uzama kapasitesi (*stroke*)	1.8059	2.0320	0.9775	2.0635	2.4283	2.3802	2.4138	2.1308

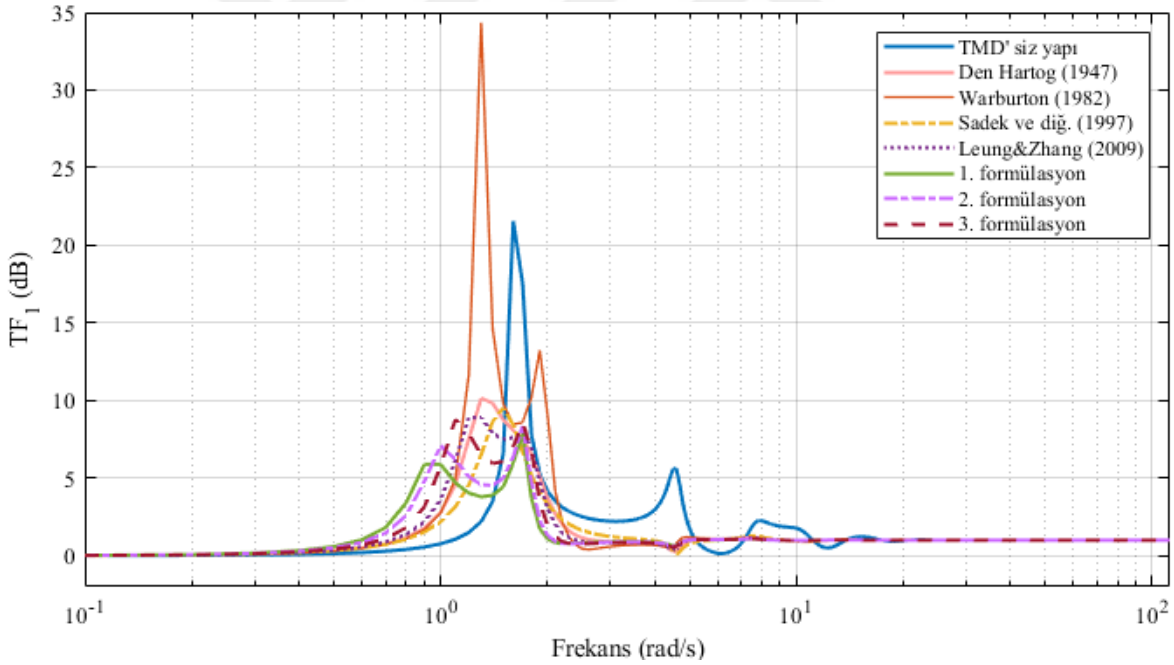
Tablo 4.20: TMD bulunan 40 katlı yapı için ANNs formülasyonlarının değerlendirilmesi (μ=0.1; ξ_S=0.05) (2. model).

	Den Hartog (1947)	Warburton (1982)	Sadek ve diğ. (1997)	Leung ve Zhang (2009)	Diğer T_s değerleri için		T_s = 0.5 s için	
					1. formülasyon	2. formülasyon	1. formülasyon	2. formülasyon
$\xi_{d.opt}$	0.2444	0.2022	0.4593	0.2004	0.0652	0.0652	0.0650	0.0650
$T_{d,opt}$ (s)	4.3372	4.4883	4.4126	4.7296	5.0991	5.1190	5.0852	5.2593
m_d (t)	308.3617	308.3617	308.3617	308.3617	308.3617	308.3617	308.3617	308.3617
k_d (MN/m)	6.4714	6.0431	6.2520	5.4422	4.6820	4.6457	4.7077	4.4011
c_d (MNs/m)	2.1834	1.7453	4.0330	1.6419	0.4952	0.4933	0.4956	0.4792
Maks. X_{40} (m)	1.6809	1.5905	1.8103	1.5134	1.3604	1.3565	1.3630	1.3306
Maks. X_1 (m)	0.0479	0.0459	0.0517	0.0446	0.0414	0.0414	0.0415	0.0408
a_t (m/s^2)	4.0404	4.0487	4.1565	4.0246	4.0855	4.0882	4.0836	4.1071
TMD uzama kapasitesi (*stroke*)	1.0997	1.2584	0.6095	1.2478	1.9587	1.9529	1.9638	1.9054

Yapı sönüm oranı 0.05 ve kütle oranı ise sırasıyla 0.03 ve 0.1 iken 1. optimizasyon modeli doğrultusunda ulaşılan ivme transfer fonksiyonu değerlerinin kıyaslandığı Şekil 4.16 ve 4.17 aşağıda yer almaktadır. Burada elde edilen sonuçlar, 10 katlı yapı için uygulanan süreç ile birebir aynı işlemlerin gerçekleştirilmesiyle elde edilmiş olup transfer fonksiyonu değerleri, yapıda TMD bulunup bulunmaması olan iki farklı duruma yönelik olacak şekilde yansıtılmıştır.

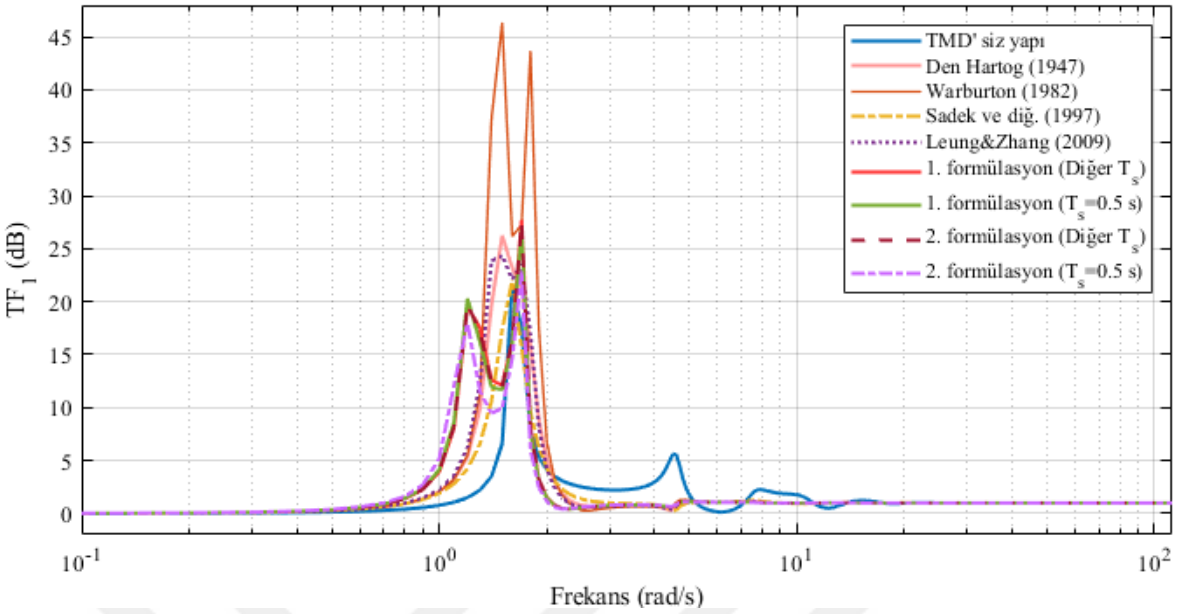


Şekil 4.16: 40 katlı yapı modeli açısından ivme transfer fonksiyonu değerlerinin 1. kata yönelik olarak kıyaslanması (μ=0.03; ξ_s=0.05) (1. model).

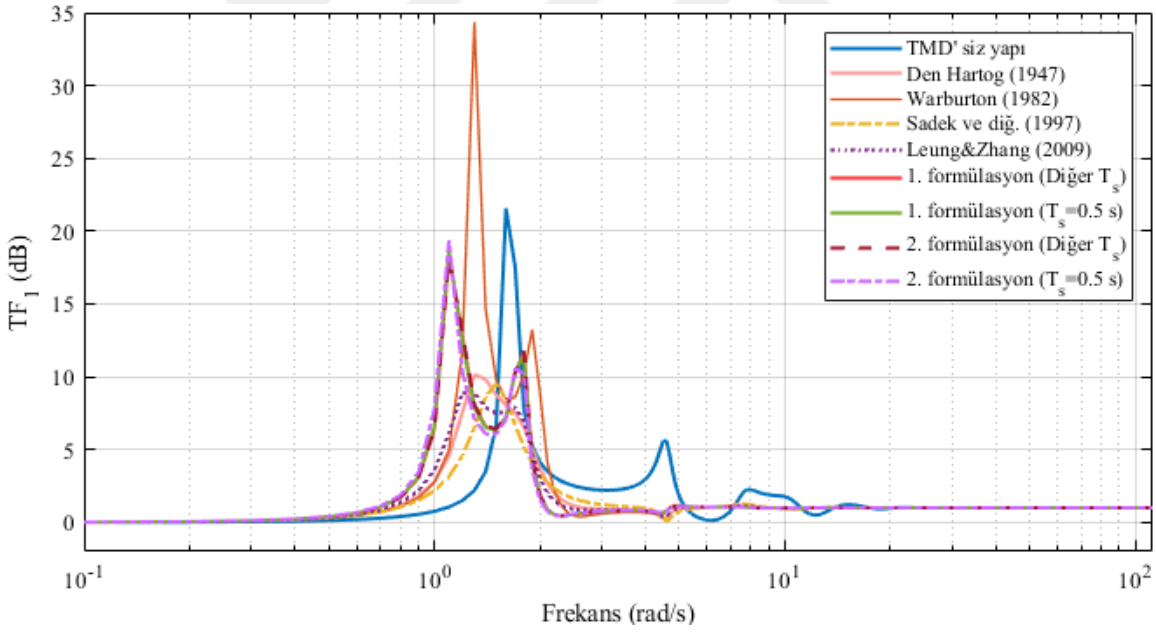


Şekil 4.17: 40 katlı yapı modeli açısından ivme transfer fonksiyonu değerlerinin 1. kata yönelik olarak kıyaslanması (μ=0.1; ξ_s=0.05) (1. model).

2. optimizasyon modeli dikkate alındığında ise 40 katlı yapı modeli için belirlenen ivme transfer fonksiyonu değerleri Şekil 4.18 ve 4.19 vasıtasıyla temsil edilmektedir:



Şekil 4.18: 40 katlı yapı modeli açısından ivme transfer fonksiyonu değerlerinin 1. kata yönelik olarak kıyaslanması (μ=0.03; ξ_s=0.05) (2. model).



Şekil 4.19: 40 katlı yapı modeli açısından ivme transfer fonksiyonu değerlerinin 1. kata yönelik olarak kıyaslanması (μ=0.1; ξ_s=0.05) (2. model).

5. TARTIŞMA VE SONUÇ

İnşaat ve yapı mühendisliği için oldukça önem arz eden bir kavram olan; insan ve diğer canlıların da yaşamı için bilhassa dikkate değer bir problem olan deprem konusu, yapısal tasarımda dikkat edilmesi gereken en hassas nokta olarak görülmektedir. Bu anlamda mevcut tez çalışmasında, söz konusu tasarım probleminin en iyi şekilde kontrol edilebilmesi, diğer bir deyişle deprem vb. gibi güçlü dinamik hareketler sonucunda yapıların hasar alması ve dolayısıyla da can kayıplarının oluşmasının önüne geçilebilmesi amacıyla bir tür yapısal pasif kontrol mekanizması olan ayarlı kütle sönümleyicileri (TMD) için optimum mekanik özelliklerinin belirlenmesiyle en uygun TMD tasarımları elde edilmiştir. Bu kapsamda hem tek (SDOF) hem de çok serbestlik dereceli (MDOF) yapı modellerine yönelik olarak optimum TMD tasarımlarının elde edilmesi doğrultusunda yapının maksimum yani kitik deplasman değerinin minimize edilmesi amaçlanmıştır. Bu bağlamda, ele alınan yapı modellerine yönelik en uygun kontrol mekanizmlarının elde edilmesi ve hedeflenen yapısal tepkilerin mümkün olduğunca en aza indirilmesi amacıyla bir tür optimizasyon aracı olan metasezgisel yöntemlerden biri olan çiçek tozlaşma algoritmasından (FPA) yararlanılmıştır. Elde edilen optimizasyon verilerinin eğitilmesi ve bu sayede makine öğrenmesi tabanlı tahmin modelinin geliştirilmesi içinse MATLAB R2018a paket programı ele alınmıştır. Bu doğrultuda, söz konusu programda yer alan uygulama araç kutusu içerisindeki "*Neural Net Fitting*" olarak temsil edilen metodoloji, sayısal veri tahmininde yapay sinir ağlarının (ANNs) kullanımına olanak sağladığından ilgili TMD tasarımları için istenilen mekanik parametrelerin optimum değerlerinin direkt olarak belirlenmesinde kullanılmıştır. Bu sayede ANNs yoluyla öğrenen bir tahmin modeli geliştirilmiş olup çok sayıda ve farklı mekanik özelliklere sahip hem SDOF hem de MDOF yapı modelleri için gerekli ve ulaşılması isetenen tasarım parametrelerinin hızlıca, doğrudan ve gerçeğe oldukça yakın olacak şekilde elde edilmesi de mümkün olmuştur.

Çalışma kapsamında öncellikle, mevcut yapısal problem için detaylı şekilde incelemeler yapıldıktan sonra tasarım koşulları dikkate alınarak gerekli kısıtlar ve asıl erişilmek istenen hedef yani amaç fonksiyonuna karar verilmiştir. Bu bağlamda ilk aşamada, farklı mekanik özelliklere sahip çeşitli sayıda SDOF yapı sistemi ele alınarak gerekli dinamik analizler ile eş zamanlı olacak şekilde tasarlanan optimizasyon süreci gerçekleştirilmiştir. Burada, TMD sisteminin tasarımına yönelik olarak stroke kapasitesine göre iki farklı optimizayon süreci ele alınmış olup ulaşılan çıktılar vasıtasıyla da kapsamlı bir veri seti oluşturulmuştur. Oluşturulan

bu set, ele alınan farklı yapı sistemleri için söz konusu parametrelerin direkt olarak belirlenmesini sağlayacak bir yapı üzerinde ANNs vasıtasıyla işlenerek bir tür karar verme sistemi olarak geliştirilen tahmin modeli oluşturulmasına ön ayak olmuştur. Bu sürecinden ardından ise model etkinliği irdelenmiştir. Bu bağlamda mevcut çalışmada olduğu üzere sayısal tahminleme vb. gibi makine öğrenmesi uygulamalarında sıklıkla ele alınan bazı hata metrikleri ve performans ölçütleri incelenerek gerekli hesaplamalar yapılmıştır. Elde edilen sonuçlara göre ANNs tahmin modelinin hem gerçek verilere yakınsama başarısının hem de tahmin sırasındaki hassalık düzeyinin oldukça yüksek olduğu ve bu anlamda daha önce ele alınmamış ve yapısal özellikleri model tarafından bilinmeyen daha farklı yapı sistemleri için söz konusu TMD parametreleri ile birlikte yapısal tepkilerin de öngörülmesi mümkün olmuştur. Geliştirilen ANNs modelinin başarısının, farklı bir açıdan daha irdelenmesi amacıyla ele alınan test yapılarına yönelik gerçekleştirilen tahmin süreci doğrultusunda ortaya çıkan hata miktarları ise tüm çıktı parametreleri açısından % 0.0010-2.2668 arasındadır (Tablo 4.3 ve 4.4). Bu gösterge gerçek optimum veriler ile tahmin edilen parametre değerleri arasındaki yüzdelik farkı göstermekte olup tahmin modelinin hedeflenen değerleri başarıyla ve son derece düşük bir hata payıyla belirleyebildiği anlamına gelmektedir. Bu sayede ele alınan yapı sistemleri için gerekli olan tasarım parametreleri herhangi bir ek optimizasyon sürecine gerek kalmaksızın hızlıca ve etkin bir şekilde belirlenebilmektedir.

Bunun yanısıra, tahmin modelinin başarısı ve yakınsama gücü dikkate alınarak test yapı sistemlerinin yer aldığı ikinci bir veriseti daha oluşturulmuş olup ANNs modeli tarafından yapılan tahminler ile de söz konusu çıktı parametreleri için optimum değerlerin direkt olarak belirlenmesinde kullanılabilecek çeşitli formülasyonlar geliştirilmiştir. Bu bağlamda ikinci test veriseti, temel veriseti için belirlenen sönüm oranı ve yapı periyodu değerleri için 0.01-0.40 aralığında 0.01 artış oranıyla değişen kütle oranlarına (μ) göre elde edilen kombinasyonlardan oluşmaktadır. Bu doğrultuda her iki optimizasyon süreci için de ayrı ayrı olacak şekilde hem optimum sönüm oranı ($\xi_{d,opt}$) hem de frekans oranı (f_{opt}) için farklı formülasyonlar geliştirilmiş olup (1. optimizasyon modeli için Denklem (4.1)-(4.3); 2. optimizasyon modeli için Denklem (4.4) ve (4.5)) bu formülasyonlar, SDOF yapı sistemlerinin yer aldığı test veriseti için de ayrıca değerlendirilerek literatürde yer alan mevcut formülasyonlar ile kıyaslanmıştır. Elde edilen sonuçlara göre geliştirilen ANNs formülasyonlarının tüm yapı sistemleri için de kritik yer değiştirme değerlerinin ($min\ |X_{max}|$) minimize edilmesinde diğer tüm yöntemlerden daha

etkili ve her bir yapı sistemi için de en başarılı yöntemler olduğu görülmüştür (Tablo 4.8 ve 4.11).

Benzer bir süreç ise MDOF yapı sistemleri için gerçekleştirilmiştir. Bu bağlamda 10 ve 40 katlı olmak üzere iki farklı yapı modeli ele alınmış olup her iki yapı için de çeşitli tarihsel deprem uyarımları dikkate alınarak dinamik analizler gerçekleştirilmiştir. Burada ilk uygulama modeli olan 10 katlı yapı için elde edilen analiz ve optimizasyon sonuçları incelendiğinde geliştirilen ANNs formülasyonlarının hem ilk katın hem de en üst katın kritik değerdeki yerdeğiştirme değerinin minimizasyonunda oldukça başarılı olduğu anlaşılabilmektedir. Burada belirtilmesi gereken husus ise formülasyonların ve mevcut yöntemlerin benzer etkinlik göstermiş olmasıdır. Ancak dikkat edildiğinde ANNs formülasyonlarının, yer değiştirme minimizasyonu sürecinde daha düşük TMD stroke değerine sahip olduğu görülebilemektedir. Bu da ANNs formülasyonlarının yapı üzerindeki TMD' nin kontrolü açısından daha uygulanabilir olduğu sonucunu ortaya çıkarmaktadır. Diğer yandan 1. optimizasyon modeline göre Warburton (1982) ile Leung ve Zhang (2009) denklemleriyle elde edilen sonuçlar doğrultusunda gerekli stroke sınırının aşıldığı görülmektedir. 2. optimizasyon modeli içinse, Sadek ve diğ. (1997) tarafından geliştirilen denklemlerin yüksek sönümleme kapasitesine sahip olmasından dolayı elde edilen TMD stroke değerinin diğerlerinden bir miktar daha düşük yani makul olduğu görülmektedir. Ancak Şekil 4.12-4.15 de ek olarak incelenirse, yapı sisteminin 1. kat ivme transfer fonksiyonu tepkilerine göre maksimum tepe genliği değerlerinin, genel anlamda ANNs formülasyonları ile en düşük seviyede elde edildiği de görülebilmektedir. Bu anlamda ANNs formülasyonları hem ele alınan kritik yer değiştirme, ivme vb. gibi yapısal tepkilerin minimizasyonunda hem de TMD sisteminin hareketinin makul bir düzeyde olmasını sağlayan stroke kapasitesnin kontrolünde etkili olmuştur.

40 katlı yapı içinse geliştirilen formülasyonların, 1. optimizason modeli açısından hem kritik yer değiştirme minimizasyonunda hem de gerekli stroke kapasitesinin korunmasında oldukça başarılı olduğu görülmüştür. Burada ayrıca Den Hartog (1947), Warburton (1982) ve Leung Zhang (2009) tarafından önerilen denklemler yoluyla elde edilen değerler sonucunda stroke kapasitesinin aşıldığı; Sadek ve diğ. (1997) yönteminin ise yer değiştirme minimizasyonunda, geliştirilen formülasyonlara kıyasla daha az başarılı olduğu görülmüştür (Tablo 4.17 ve 4.18). 2. optimizasyon modeli açısından ise Tablo 4.19 ve 4.20 incelendiğinde ANNs

formülasyonlarının, minimum yer değiştirme değerlerini tahmin etmede diğer yöntemlere göre son derece etkili olduğu ve hiçbir şekilde stroke aşımında bulunmadığı da görülebilmektedir. Bunun yanısıra yapıda TMD bulunmayan başlangıç durumuna göre TMD eklenmesi sonucunda ortaya çıkan ivme transfer fonksiyonu değerlerinin, geliştirilen ANNs formülasyonları ile son derece başarılı bir şekilde azaltılabildiği ve maksmum genlik miktarının da oldukça düşük bir seviyede olduğu görülebilmektedir (Şekil 4.16-4.19). Burada şöyle bir durum söz konusudur ki ANNs formülasyonlarının hem 10 hem de 40 katlı yapı için kütle oranındaki artış sonucunda, maksimum ivme genliğinin minimizasyonunda bir miktar düşük performans sergilediği ve Sadek ve diğ. (1997) tarafından önerilen denklemler doğrultusunda daha uygun bir seviye elde edildiği anlaşılmaktadır. Bunun temel sebebi ise söz konusu yöntemin, sönüm oranının çok daha yüksek seviyede dikkate alınması ile ilgili olduğu düşünülebilir. Bununla birlikte Warburton (1982) ile Leung ve Zhang (2009) dışındaki tüm mevcut yöntemler ivme transfer fonksiyonu için tepe değer minimizasyonunu yalnızca ilk frekansta gerçekleştirebilmiştir. Ancak Warburton (1982) yöntemi, TMD' siz duruma göre genlik minimizasyonunda başarılı bir performans gösterememiştir. Geliştirilen ANNs formülasyonları ise genel anlamda transfer fonksiyonu değerlerini kritik yani birinci frekansın en üst seviyesine yakın olan başka bir tepe değerinde minimize edebilmiştir.

Genel bir değerlendirme yapılması gerekirse geliştirilen ANNs formülasyonlarının hem yapısal tepkilerin en aza indirilmesinde hem de tasarım kısıtı olarak belirlenen optimizasyon limiti olan stroke diğer bir deyişle TMD uzama kapasitesinin kontrolünde oldukça etkli olduğu görülebilmektedir. Bu doğrultuda farklı yapı sistemleri için deprem gibi güçlü dinamik etkiler altında etkili olabilecek ve bu etkilerin vereceği zararı en düşük seviyeye getirerek olası can ve mal kayıplarının önüne geçebilecek en uygun ve kullanılabilir TMD tasarımları için hem optimum/en iyi mekanik parametrelerin belirlenmesi hem de bir tür dezavantaj olan stroke kapasitesinin etkin bir biçimde kontrol edilebilmesi açısından geliştirilen ANNs formülasyonlarının son derece pratik, uygulanabilir ve aynı zamanda geliştirilebilir olduğu da ortaya çıkmıştır. Bu anlamda geliştirilen formülasyonlar ve abaklar, farklı yapı sistemlerinin dinamik olarak kontrolünde TMD' lerin kullanımına yönelik olarak faydalanılabilecek, pratik, hızlı ve etkin bir hesaplama aracı olarak görülebilir.

KAYNAKLAR

Abachizadeh, M., Farshidianfar, A., 2010, Tuned mass dampers for earthquake oscillations of high-rise structures using ant colony optimization technique, *18th annual international conference on mechanical engineering-ISME2010*, 10-13 Mayıs 2010 Tahran-İran.

Abdel-Basset, M., Abdel-Fatah, L., Sangaiah, A.K., 2018, *Metaheuristic algorithms: A comprehensive review*, Chapter 10, Computational intelligence for multimedia big data on the cloud with engineering applications, In: Sangaiah A.K., Sheng M., Zhang Z. (eds.), Elsevier Science, ISBN: 978-0-12-813314-9, 185-231.

Abe, M., Fujino, Y., 1994, Dynamic characterization of multiple tuned mass dampers and some design formulas, *Earthquake engineering and structural dynamics*, 23, 813-835.

Alcalá, J., Yepes, V., González-Vidosa, F., 2010, CO2 optimization of reinforced concrete cantilever retaining walls, *Proceedings of the 2nd international conference on engineering optimization*, 6-9 Eylül 2010 Lizbon-Portekiz, 6-9.

Aldemir, U., 2003, Optimal control of structures with semiactive-tuned mass dampers, *Journal of sound and vibration*, 266 (4), 847–874.

Aldemir, Ü., Aydın, E., 2005, Depreme dayanıklı yapı tasarımında yeni yaklaşımlar, *TMH-Türkiye mühendislik haberleri*, 435 (1), 81-89.

Al-Jaberi, A.L., 2018, *Artificial neural networks*, Chapter 3, Artificial neural networks in construction materails, 35-55.

Alqedra, M., Arafa, M., Ismail, M., 2011, Optimum cost of prestressed and reinforced concrete beams using genetic algorithms, *Journal of artificial intelligence*, 4 (1), 76-88.

Amini, F., Raeesi, F., Azar, B.F., Veladi, H., Talatahari, S., 2020, An inverse TSK model of MR damper for vibration control of nonlinear structures using an improved grasshopper optimization algorithm, *Structures*, 26, 406-416.

Ant colony optimisation algorithm, https://baobabsoluciones.es/en/blog/2019/12/04/ant-colony-optimisation-algorithm/, Baobab Soluciones, [Ziyaret Tarihi: 20 Nisan 2021].

Arama, Z.A., Kayabekir, A.E., Bekdaş, G., 2021, *Sustainable optimum design of RC retaining walls: the influence of structural material and surrounding soil properties*, Advances in Structural Engineering—Optimization, In: Nigdeli S.M., Bekdaş G., Kayabekir A.E., Yucel M. (eds.), Chapter 10, Springer, Cham, Switzerland, ISBN: 978-3-030-61847-6, 249-297.

Artar, M., Daloglu, A.T., 2019, Optimum design of steel space truss towers under seismic effect using Jaya algorithm, *Structural engineering and mechanics*, 71 (1), 1-12.

Aydogdu, I., 2017, Cost optimization of reinforced concrete cantilever retaining walls under seismic loading using a biogeography-based optimization algorithm with Levy flights, *Engineering optimization*, 49 (3), 381-400.

Azad, S.K., 2017, Enhanced hybrid metaheuristic algorithms for optimal sizing of steel truss structures with numerous discrete variables, *Structural and multidisciplinary optimization*, 55 (6), 2159-2180.

Baghlani, A., Makiabadi, M.H., Maheri, M.R., 2017, Sizing optimization of truss structures by an efficient constraint-handling strategy in TLBO, *Journal of computing in civil engineering*, 31 (4), 04017004.

Balling, R.J., Briggs, R.R., Gillman, K., 2006, Multiple optimum size/shape/topology designs for skeletal structures using a genetic algorithm, *Journal of structural engineering*, 132 (7), 1158-1165.

Baradaran, M., Madhkhan, M., 2019, Determination of optimal configuration for mega bracing systems in steel frames using genetic algorithm, *KSCE journal of civil engineering*, 23 (8), 3616-3627.

Barakat, S.A., AlHamaydeh, M.H., Nassif, O.M., 2015, Optimization of seismic isolation systems with viscous fluid dampers using genetic algorithms, *The 5th international conference on computational methods in structural dynamics and earthquake engineering (COMPDYN2015)*, Mayıs 2015, 4086-4095.

Bekdaş, G., Nigdeli, S.M., 2011, Estimating optimum parameters of tuned mass dampers using harmony search, *Engineering structures*, 33 (9), 2716-2723.

Bekdaş, G., Temür, R., 2018, Grey wolf optimizer for optimum design of reinforced concrete cantilever retaining walls, AIP conference proceedings, *AIP publishing LLC*, 1978 (1), 260008.

Bekdaş, G., Yucel, M., Nigdeli, S.M., 2021, Evaluation of metaheuristic-based methods for optimization of truss structures via various algorithms and Lèvy flight modification, *Buildings*, 11 (2), 49.

Breiman, L., 1996, Bagging predictors, *Machine learning*, 24 (2), 123-140.

Burns, J., McLean, D., 2006, The adaptive reuse of Soldier Field, *Structure magazine*, 46-48.

Caicedo, D., Lara-Valencia, L., Blandon, J., Graciano, C., 2021, Seismic response of high-rise buildings through metaheuristic-based optimization using tuned mass dampers and tuned mass dampers inerter, *Journal of building engineering*, 34, 101927.

Camp, C.V., Huq, F., 2013, CO2 and cost optimization of reinforced concrete frames using a big bang-big crunch algorithm, *Engineering structures*, 48, 363-372.

Cao, H., Li, Q.S., 2004, New control strategies for active tuned mass damper systems, *Computers & structures*, 82 (27), 2341-2350.

Cetin, H., Aydin, E., 2019, A new tuned mass damper design method based on transfer functions, *KSCE journal of civil engineering*, 23 (10), 4463-4480.

Chai, W., 2020, *A timeline of machine learning history*, https://whatis.techtarget.com/A-Timeline-of-Machine-Learning-History, [Ziyaret Tarihi: 9 Mayıs 2021].

Chatterjee, M., 2019, *Top 20 applications of deep learning in 2021 across industries*, https://www.mygreatlearning.com/blog/deep-learning-applications/, Great learning, [Ziyaret Tarihi: 14 Mayıs 2021].

Chaudhuri, P., Maity, D., 2020, Cost optimization of rectangular RC footing using GA and UPSO, *Soft computing*, 24 (2), 709-721.

Chey, M.H., 2007, *Passive and semi-active tuned mass damper building systems*, Thesis (PhD), University of Canterbury.

Chou, J.S., Tsai, C.F., 2012, Concrete compressive strength analysis using a combined classification and regression technique, *Automation in construction*, 24, 52–60.

Clark, A.J., 1988, Multiple passive tuned mass dampers for reducing earthquake induced building motion, *Proceedings of the 9th world conference on earthquake engineering*, 2-9 Ağustos 1988 Tokyo-Kyoto-Japonya, 779-784.

Cleveland Bridge UK Ltd., Millenium Bridge-strengthening, https://www.clevelandbridge.com/projects/case-studies/millennium-bridge-strengthening/, [Ziyaret Tarihi: 4 Nisan 2021].

Coppin, B., 2004, *Artificial intelligence illuminated*, 1st ed., Jones & Bartlett Learning, USA, ISBN: 0-7637-3230-3.

Cubarrubia, E., 2020, Exoskeleton keeps 53 West 53 sturdy atop Manhattan Museum: New York' s project of the year, https://www.enr.com/articles/50636-project-of-the-year-exoskeleton-keeps-53-west-53-sturdy-atop-moma, ENR New York, [Ziyaret Tarihi: 1 Nisan 2021].

Çelik, Ö., 2018, A research on machine learning methods and its applications, *Journal of educational technology and online learning*, 1 (3), 25-40.

Çerçevik, A.E., Avşar, Ö., Hasançebi, O., 2020, Optimum design of seismic isolation systems using metaheuristic search methods, *Soil dynamics and earthquake engineering*, 131, 106012.

de Souza, R.R., Miguel, L.F.F., Lopez, R.H., Miguel, L.F.F., Torii, A.J., 2016, A procedure for the size, shape and topology optimization of transmission line tower structures, *Engineering structures*, 111, 162-184.

Dede, T., Bekiroğlu, S., Ayvaz, Y., 2011, Weight minimization of trusses with genetic algorithm, *Applied soft computing*, 11 (2), 2565-2575.

Den Hartog, J.P., 1947, *Mechanical vibrations*, 3rd ed., McGraw-Hill, New York, USA.

Desu, N.B., Deb, S.K., Dutta, A., 2006, Coupled tuned mass dampers for control of coupled vibrations in asymmetric buildings, *Structural control and health monitoring: the official journal of the international association for structural control and monitoring and of the european association for the control of structures*, 13 (5), 897-916.

Di Trapani, F., Malavisi, M., Marano, G.C., Sberna, A.P., Greco, R., 2020, Optimal seismic retrofitting of reinforced concrete buildings by steel-jacketing using a genetic algorithm-based framework, *Engineering structures*, 219, 110864.

Díaz-Pérez, F.M., Bethencourt-Cejas, M., 2016, CHAID algorithm as an appropriate analytical method for tourism market segmentation, *Journal of destination marketing & management*, 5 (3), 275-282.

Dorigo, M., Di Caro, G., Gambardella, L.M., 1999, Ant algorithms for discrete optimization, *Artificial life*, 5 (2), 137-172.

Dorigo, M., Di Caro, G., 1999, Ant colony optimization: a new meta-heuristic, *Proceedings of the 1999 congress on evolutionary computation-CEC99 (Cat. No. 99TH8406)*, 6-9 Temmuz 1999 Washington DC-USA, 2, IEEE, 1470-1477.

Erol, O.K., Eksin, I., 2006, A new optimization method: big bang–big crunch, *Advances in engineering software*, 37 (2), 106-111.

Ertel, W., 2017, *Introduction to artificial intelligence*, Undergraduate topics in computer science, In: Mackie I. (ed.), 2nd ed., Springer International Publishing AG, Cham, Switzerland, ISBN: 978-3-319-58486-7.

Etedali, S., Mollayi, N., 2018, Cuckoo search-based least squares support vector machine models for optimum tuning of tuned mass dampers, *International journal of structural stability and dynamics*, 18 (02), 1850028.

Fadel Miguel, L.F., Piva dos Santos, G., 2021, Optimization of multiple tuned mass dampers for road bridges taking into account bridge-vehicle ünteraction, random pavement roughness, and uncertainties, *Shock and vibration*, 1-17.

Falcon, K.C., Stone, B.J., Simcock, W.D., Andrew, C., 1967, Optimization of vibration absorbers: a graphical method for use on idealized systems with restricted damping, *Journal of mechanical engineering science*, 9 (5), 374-381.

Falu, W., Yuanchun, D., Weijie, M., 2016, Tuned mass damper parameters design for structural systems via linear matrix inequality and genetic algorithm, *Journal of vibroengineering*, 18 (6), 3768-3781.

Farshidianfar, A., Soheili, S., 2013, Ant colony optimization of tuned mass dampers for earthquake oscillations of high-rise structures including soil–structure interaction, *Soil dynamics and earthquake engineering*, 51, 14-22.

FEMA P-695, 2009, *Quantification of building seismic performance factors*, Federal Emergency Management Agency, Washington DC, USA.

Frahm, H., 1911, Device for damping of bodies, US Patent No: 989, 958.

Ganji, M., Kazem, H., 2017, Comparing seismic performance of steel structures equipped with viscous dampers and lead rubber bearing base isolation under near-field earthquake, *Civil engineering journal*, 3 (2), 124–136.

García-Martínez, C., Rodriguez, F.J., Manuel, L., 2018**,** *Genetic algorithms*, Chapter 15, Handbook of heuristics, In: Rafael M., Panos M.P., Resende M.G.C. (eds.), Springer, Cham, Switzerland, ISBN: 978-3-319-07123-7, 432-458.

Gaspar, M., 2017, *The mechanism and applications of a tuned mass damper (TMD)*, Brewer Smith Brewer Group (BSBG), https://bsbgroup.com/blog/the-mechanism-and-applications-of-tuned-mass-damper-tmd, [Ziyaret Tarihi: 1 Nisan 2021].

GERB Schwingungsisolierungen GmbH & Co. KG, *Tuned mass dampers reference list (excerpt)*, https://www.gerb.com/wp-content/uploads/2021/01/GERB_Structures_Brochure_EN_2018-07_view.pdf, [Ziyaret Tarihi: 4 Nisan 2021].

Ghazavi, M., Bonab, S.B., 2011, Optimization of reinforced concrete retaining walls using ant colony method, In: Norbert V., Bernd S., Daniel S., Gerhardt B. (eds.), *Geotechnical Safety and Risk, ISGSR 2011*, Karlsruhe: Bundesanstalt für Wasserbau, 297-306.

Gholizadeh, S., Ebadijalal, M., 2018, Performance based discrete topology optimization of steel braced frames by a new metaheuristic, *Advances in engineering software*, 123, 77-92.

Gholizadeh, S., Sojoudizadeh, R., 2019, Modified sine-cosine algorithm for sizing optimization of truss structures with discrete design variables, *Iran University of science & technology*, 9 (2), 195-212.

Gilani, A.S., Miyamoto, H.K., Mahin, S., Nighbor, R., 2012, Seismic retrofit of the LAX theme building with mass damper: analysis and experimentation, *Proceedings of the 15th world conference on earthquake engineering*.

Gonçalves, M.S., Lopez, R.H., Miguel, L.F.F., 2015, Search group algorithm: a new metaheuristic method for the optimization of truss structures, *Computers & structures*, 153, 165-184.

González, M.F., 2018, *Capital Gate/RMJM*, https://www.archdaily.com/889854/capital-gate-rmjm, ArchDaily, [Ziyaret Tarihi: 11 Nisan 2021].

Han, J., Kamber, M., 2006, *Classification and prediction*, Data mining: concepts and techniques, Chapter 6, Morgan Kaufmann, California, USA, ISBN: 978-1-55860-901-3, 285–368.

Harsono, K., Prayogo, D., Prasetyo, K.E., Wong, F.T., Tjandra, D., 2020, Comparative study of particle swarm optimization algorithms in solving size, topology, and shape optimization, *Journal of physics: conference series, IOP publishing*, 1625 (1), 012015.

Hasançebi, O., Azad, S.K., 2015, Adaptive dimensional search: a new metaheuristic algorithm for discrete truss sizing optimization, *Computers & structures*, 154, 1-16.

Haskett, T., Smith, A., 2017, *Feeling at home in the clouds*, https://www.structuremag.org/?p=12403, Structure Magazin, [Ziyaret Tarihi: 1 Nisan 2021].

Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J., 2009, *Linear methods for regression*, The elements of statistical learning: Data mining, inference and prediction, Chapter 3, Springer Series in Statistics, New York, USA, 43-46.

Hatamlou, A., 2013, Black hole: A new heuristic optimization approach for data clustering, *Information sciences*, 222, 175-184.

Hazaveh, N.K., Rad, A.A., 2013, Wavelet PSO-based LQR algorithm for optimal structural control using active tuned mass dampers, *Computer-aided civil and infrastructure engineering*, 28 (7), 542-557.

Hill, C.M., Malone, L.C., Trocine, L., 2004, *Data mining and traditional regression*, Statistical data mining and knowledge discovery, CRC Press, Boca Raton, Florida, USA, 240-242, ISBN: 9780429209888.

Hoadley, D.S., Sayler, K.M., 2020, *Artificial intelligence and national security*, https://fas.org/sgp/crs/natsec/R45178.pdf, Congressional research service, [Ziyaret Tarihi: 17 Mayıs 2021].

Hoang, N., Warnitchai, P., 2005, Design of multiple tuned mass dampers by using a numerical optimizer, *Earthquake engineering & structural dynamics*, 34 (2), 125-144.

Holland, J.H., 1975, *Adaptation in natural and artificial systems*, University of Michigan Press, USA, ISBN: 978-0-262-08213-6.

Hori, Y., Kurino, H., Kurokawa, Y., 2016, Development of large tuned mass damper with stroke control system for seismic upgrading of existing high-rise building, *International journal of high rise buildings*, 5 (3), 167-176.

Horning, N., 2010, Random forests: an algorithm for image classification and generation of continuous fields data sets, *Proceedings of the international conference on geoinformatics for spatial ınfrastructure development in earth and allied sciences*, Aralık 2010 Osaka-Japan.

Hssina, B., Merbouha, A., Ezzikouri, H., Erritali, M., 2014, A comparative study of decision tree ID3 and C4.5, *International journal of advanced computer science and applications*, 4 (2), 13-19.

http://skyscrapercenter.info/building/53-west-53/317

http://www.gerb.com.cn/index.php?id=589&no_cache=1&tx_photogals_elementid=1601&tx_photogals_image=3&MP=503-1065

https://hdgeosolutions.com/project/lax-airport-theme-building-seismic-upgrade/

https://unanimous.ai/two-new-patents/

https://vincentloy.wordpress.com/2010/07/12/meydan-horseracing-complex-by-malaysian-architect-teoh-a-khing/

https://www.dywidag-systems.com/fileadmin/global_content/Projects/Info-22/dywidag-systems-thailand-nonthaburi-bridge-2,jpg

https://www.ee.co.za/article/application-of-machine-learning-algorithms-in-boiler-plant-root-cause-analysis.html

https://www.maurer.eu/tr/ueruenler/sismik-cihazlar/damperler/index.html

https://www.maurer.eu/tr/ueruenler/sismik-cihazlar/izolatoerler/index.html

https://www.maurer.eu/tr/ueruenler/titresim-izolasyonu/yapisal-izolasyon/index.html

https://www.maurer.eu/tr/ueruenler/titresim-soenuemleyicileri/ayarli-kuetle-damperleri/index.html

https://www.quaketek.com/seismic-friction-dampers/

https://www.skyscrapercenter.com/building/taipei-101/117

Jagannathan, G., Pillaipakkamnatt, K., Wright, R.N., 2009, A practical differentially private random decision tree classifier, *Proceedings of 2009 IEEE international conference on data mining workshops*, 6 Aralık 2009 Miami-Florida-USA, IEEE, 114-121.

James, G., Witten, D., Hastie, T., Tibshirani, R., 2013, *Support vector machines*, An introduction to statistical learning, Vol. 112, Springer, New York, USA.

Working with planning, https://docs.oracle.com/en/cloud/saas/planning-budgeting-cloud/pfusu/insights_metrics_ MAPE.html, Oracle [Ziyaret Tarihi: 28 Aralık 2021].

Javidi, A., Salajegheh, E., Salajegheh, J., 2019, Enhanced crow search algorithm for optimum design of structures, *Applied soft computing*, 77, 274-289.

Jawad, F.K., Ozturk, C., Dansheng, W., Mahmood, M., Al-Azzawi, O., Al-Jemely, A., 2021, Sizing and layout optimization of truss structures with artificial bee colony algorithm, *Structures*, 30, 546-559.

Jones, M.T., 2008, *Artificial intelligence: a systems approach*, Infinity Science Press LLC, ISBN: 978-0-9778582-3-1.

Joshi, A.S., Jangid, R.S., 1997, Optimum parameters of multiple tuned mass dampers for base excited damped systems, *Journal of sound and vibration*, 202 (5), 657-667.

Kalateh-Ahani, M., Sarani, A., 2019, Performance-based optimal design of cantilever retaining walls, *Periodica polytechnica civil engineering*, 63 (2), 660-673.

Kashan, A.H., 2009, League championship algorithm: a new algorithm for numerical function optimization, *SOCPAR'09 International conference of soft computing and pattern recognition*, IEEE, 43-48.

Kashani, A.R., Saneirad, A., Gandomi, A.H., 2019, Optimum design of reinforced earth walls using evolutionary optimization algorithms, *Neural computing and applications*, 1-24.

Kaveh, A., Bakhshpoori, T., Afshari, E., 2015, Hybrid PSO and SSO algorithm for truss layout and size optimization considering dynamic constraints, *Structural engineering and mechanics*, 54 (3), 453-474.

Kaveh, A., Ghazaan, M.I., 2018, *Optimization algorithms utilized in this book*, Meta-heuristic algorithms for optimal design of real-size structures, Chapter 2, Springer International Publishing, Cham, Switzerland, ISBN: 978-3-319-78779-4, 7-9.

Kaveh, A., Sh, B., 2014, Optimum cost design of reinforced concrete one-way ribbed slabs using CBO, PSO and democratic PSO algorithms, *Asian journal of civil engineering*, 15 (6), 788-802.

Kaveh, A., Sheikholeslami, R., Talatahari, S., Keshvari-Ilkhichi, M., 2014, Chaotic swarming of particles: a new method for size optimization of truss structures, *Advances in engineering software*, 67, 136-147.

Kayabekir, A.E., Bekdaş, G., Nigdeli, S.M., Geem, Z.W., 2020, Optimum design of PID controlled active tuned mass damper via modified harmony search, *Applied sciences*, 10 (8), 2976.

Kaynia, A.M., Biggs, J.M., Veneziano, D., 1981, Seismic effectiveness of tuned mass dampers, *Journal of the structural division*, 107 (8), 1465-1484.

Kennedy, J., Eberhart, R., 1995, Particle swarm optimization, *Proceedings of ICNN'95-international conference on neural networks*, 27 Kasım-1 Aralık 1995 Perth-Avustralya, 1942–1948.

Khajehzadeh, M., 2016, A new hybrid algorithm for CO2 emissions optimization of retaining walls, *International journal of advances in mechanical and civil engineering*, 3 (1), 7-11.

Kiran, M.S., 2015, TSA: Tree-seed algorithm for continuous optimization, *Expert systems with applications*, 42 (19), 6686-6698.

Kobori, T., Takahashi, M., Nasu, T., Niwa, N., Ogasawara, K., 1993, Seismic response controlled structure with active variable stiffness system, *Earthquake engineering & structural dynamics*, 22 (11), 925-941.

Kooshkbaghi, M., Kaveh, A., 2020, Sizing optimization of truss structures with continuous variables by artificial coronary circulation system algorithm, *Iranian journal of science and technology, transactions of civil engineering*, 44 (1), 1-20.

Kourou, K., Exarchos, T.P., Exarchos, K.P., Karamouzis, M.V., Fotiadis, D.I., 2015, Machine learning applications in cancer prognosis and prediction, *Computational and structural biotechnology journal*, 13, 8–17.

Kubat, M., 2017, *Induction of voting assemblies*, An introduction to machine learning, Chapter 9, Springer, Cham, Switzerland, ISBN: 978-3-319-63912-3, 173-188.

Lee, C.S., Li, D., Haskett, T.C., Smith, A.W., Kelly, D., 2019, Case study of performance of a tuned mass damper with an eddy current daming system for buildıng motion control in wind, *CSCE annual conference*, 12-15 Haziran 2019 Laval-Fransa.

Leung, A.Y.T., Zhang, H., 2009, Particle swarm optimization of tuned mass dampers, *Engineering structures*, 31 (3), 715–728.

Lewis, C.D., 1982, *Industrial and business forecasting methods: A practical guide to exponential smoothing and curve fitting*, Butterworth-Heinemann, ISBN: 0408005599.

Lewis, R.J., 2000, An introduction to classification and regression tree (CART) analysis, A*nnual meeting of the society for academic emergency medicine in San Francisco, California*, Vol. 14.

Liu, M.Y., Chiang, W.L., Hwang, J.H., Chu, C.R., 2008, Wind-induced vibration of high-rise building with tuned mass damper including soil–structure interaction, *Journal wind engineering and industrial aerodynamics*, 96 (6), 1092–1102.

Liu, Y., Wang, K., Mercan, O., Chen, H., Tan, P., 2020, Experimental and numerical studies on the optimal design of tuned mass dampers for vibration control of high-rise structures, *Engineering structures*, 211, 110486.

Livesey, F., Søndergaard, T., 1996, Verification of the effectiveness of TMDs using wind tunnel section model tests, *Journal of wind engineering and industrial aerodynamics*, 64 (2-3), 161-170.

Lo, W.T., Chang, Y.S., Sheu, R.K., Chiu, C.C., Yuan, S.M., 2014, CUDT: a CUDA based decision tree algorithm, *The scientific world journal*, 2014.

MacDonald, J., 2017, *How do fish scool works?*, https://daily.jstor.org/how-do-fish-schools-work/, JSTOR daily, [Ziyaret Tarihi: 20 Nisan 2021].

Magidson, J., Vermunt, J.K., 2005, *An extension of the CHAID tree-based segmentation algorithm to multiple dependent variables*, Classification—the ubiquitous challenge, Springer, Berlin, Heidelberg, 176-183.

Manahiloh, K.N., Nejad, M.M., Momeni, M.S., 2015, Optimization of design parameters and cost of geosynthetic-reinforced earth walls using harmony search algorithm, *International journal of geosynthetics and ground engineering*, 1 (2), 1-12.

Marcus, S., Oliveira, G.J., Yalniz, F., Chack, N., 2017, *53W53 MoMA Tower*, https://www.structuremag.org/?p=11647, Structure Magazine, [Ziyaret Tarihi: 1 Nisan 2021].

Martini, K., 2011, Harmony search method for multimodal size, shape, and topology optimization of structural frameworks, *Journal of structural engineering*, 137 (11), 1332-1339.

MATLAB, 2018, Mathworks, Matlab 2018a, *Neural net fitting*, https://www.mathworks.com/help/deeplearning/ref/neuralnetfitting-app.html, [Ziyaret Tarihi: 15 Ocak 2022].

Mcnamara, R.J., 1977, Tuned mass dampers for buildings, *Journal of the structural division*, 103 (9), 1785-1798.

Mehrabian, A.R., Lucas, C., 2006, A novel numerical optimization algorithm inspired from weed colonization, *Ecological informatics*, 1 (4), 355-366.

Mergos, P.E., 2018, Seismic design of reinforced concrete frames for minimum embodied CO2 emissions, *Energy and buildings*, 162, 177-186.

Miguel, L.F.F., Lopez, R.H., Miguel, L.F.F., 2013, Multimodal size, shape, and topology optimisation of truss structures using the firefly algorithm, *Advances in engineering software*, 56, 23-37.

Millán-Páramo, C., 2018, Modified simulated annealing algorithm for discrete sizing optimization of truss structure, *Jordan journal of civil engineering*, 12 (4), 683-697.

Millar Callaghan Engineering Services Ltd., *Kessock Bridge tuned mass dampers*, http://millarcallaghan.co.uk/project/kessock-bridge-tuned-mass-dampers/, [Ziyaret Tarihi: 1 Nisan 2021].

Mirjalili, S., Mirjalili, S.M., Lewis, A., 2014, Grey wolf optimizer, *Advances in engineering software*, 69, 46-61.

Mitsui Fudosan Co. Ltd. & Kajima Corporation, 2013, *Halving the shaking due to long-period earrthquake ground motion at Shinjuku Mitsui Building: Japan' s first-rooftop–installed ultra-large vibration control device*, https://www.mitsuifudosan.co.jp/english/corporate/news/2013/0729/index.html, [Ziyaret Tarihi: 2 Nisan 2021].

Miyamoto International, *LAX Theme Building*, https://miyamotointernational.com/lax-theme-building/, [Ziyaret Tarihi: 3 Nisan 2021].

Mohammadi-Balani, A., Nayeri, M.D., Azar, A., Taghizadeh-Yazdi, M., 2020, Golden eagle optimizer: a nature-inspired metaheuristic algorithm, *Computers & industrial engineering*, 152, 107050.

Morris, S., 2014, *Kessock Bridge-inverness*, SL Construction, https://www.slconstruction.co.uk/project_kessockbridge.html, [Ziyaret Tarihi: 1 Nisan 2021].

Mukaka, M.M., 2012, A guide to appropriate use of correlation coefficient in medical research, *Malawi medical journal*, 24 (3), 69-71.

Nandha Kumar, V., Suribabu, C.R., 2017, Optimal design of cantilever retaining wall using differential evolution algorithm, *Iran University of science & technology*, 7 (3), 433-449.

Nawrotzki, P., 2008, Tuned-mass systems for the dynamic upgrade of buildings and other structures, *Proceedings of the eleventh East Asia-Pacific conference on structural engineering & construction (EASEC-11)*, 19-21 Kasım 2008, Taipei-Tayvan, 1-9.

Nichols, J.A., Chan, H.W.H., Baker, M.A., 2019, Machine learning: applications of artificial intelligence to imaging and diagnosis, *Biophysical reviews*, 11 (1), 111–118.

Nigdeli, S.M., 2012, *Yakın fay etkisi altındaki yapılarda aktif tendonlar ile yanal yer değiştirme ve burulma kontrolü*, Thesis (PhD), İstanbul Teknik Üniversitesi.

Nigdeli, S.M., Bekdaş, G., 2016, Tuning of mass dampers for preventing brittle fracture by employing teaching learning based optimization, *PAMM*, 16 (1), 709-710.

Nigdeli, S.M., Bekdas, G., Kim, S., Geem, Z.W., 2015, A novel harmony search based optimization of reinforced concrete biaxially loaded columns, *Structural engineering and mechanics: an international journal*, 54 (6), 1097-1109.

Nigdeli, S.M., Bekdaş, G., Alhan, C., 2014, Optimization of seismic isolation systems via harmony search, *Engineering optimization*, 46 (11), 1553-1569.

Nihon Sekkei, *Shinjuku Mitsui Building*, https://www.nihonsekkei.co.jp/projects/1959/, [Ziyaret Tarihi: 2 Nisan 2021].

Nishimura, I., Yamada, T., Sakamoto, M., Kobori, T., 1998, Control performance of active-passive composite tuned mass damper, *Smart materials and structures*, 7 (5), 637.

Nt, B., 2019, *Machine learning: the complete history in a timeline*, https://roboticsbiz.com/ machine-learning- the-complete-history-in-a-timeline/, [Ziyaret Tarihi: 9 Mayıs 2021]

Omidinasab, F., Goodarzimehr, V., 2020, A hybrid particle swarm optimization and genetic algorithm for truss structures with discrete variables, *Journal of applied and computational mechanics*, 6 (3), 593-604.

Ormondroyd, J., Den Hartog, J.P., 1928, The theory of dynamic vibration absorber, *Transactions American society of mechanical engineers*, 50, 9–22

Ozbasaran, H., 2018, Optimal design of I-section beam-columns with stress, non-linear deflection and stability constraints, *Engineering structures*, 171, 385-394.

Ozturk, H.T., Durmus, A., 2013, Optimum cost design of RC columns using artificial bee colony algorithm, *Structural engineering and mechanics*, 45 (5), 643-654.

Öztürk, B.K., 2007, *Yapısal kontrol sistemlerinin değerlendirilmesi ve taban izolatörlerinin betonarme bir binaya uygulanması*, Thesis (MSc), Selçuk Üniversitesi.

Pal, S., Hassan, A., Singh, D., 2019, Optimization of base isolation parameters using genetic algorithm, *Journal of statistics and management systems*, 22 (7), 1207-1222.

Panagant, N., Bureerat, S., 2018, Truss topology, shape and sizing optimization by fully stressed design based on hybrid grey wolf optimization and adaptive differential evolution, *Engineering optimization*, 50 (10), 1645-1661.

Park, W., 2018, Optimal design of a hybrid structural control system using a self-adaptive harmony search algorithm, *Journal of the computational structural engineering institute of Korea*, 31 (6), 301-308.

Patowary, K., 2014, *The 728-ton tuned mass damper of Taipei 101*, Amusing Planet, https://www.amusingplanet.com/2014/08/the-728-ton-tuned-mass-damper-oftaipei.html, [Ziyaret Tarihi: 4 Nisan 2021].

Pavic, A., Willford, M., Reynolds, P., Wright, J., 2002, Key results of modal testing of the Millennium Bridge, London, *Proceedings of footbridge*.

Paya-Zaforteza, I., Yepes, V., Hospitaler, A., Gonzalez-Vidosa, F., 2009, CO2-optimization of reinforced concrete frames by simulated annealing, *Engineering structures*, 31 (7), 1501-1508.

Poon, D.C.K., Shieh, S.S., Joseph, L.M., Chang, C., 2004, Structural design of Taipei 101, the world's tallest building, *Proceedings of the CTBUH 2004 Seoul conference*, 10-13 Ekim 2004 Seul-Kore, 271-278.

Pourzeynali, S., Salimi, S., Kalesar, H.E., 2013, Robust multi-objective optimization design of TMD control device to reduce tall building responses against earthquake excitations using genetic algorithms, *Scientia iranica*, 20 (2), 207-221.

Preumont, A., Alaluf, D., Bastaits, R., 2014, *Hybrid mass damper: a tutorial example*, Active and passive vibration control of structures, In: Hagedorn P., Spelsberg-Korspeter G. (eds.), Springer, Vienna, 179-211.

Princess tower facts and information, The Tower Info, https://thetowerinfo.com/buildings-list/princess-tower/, [Ziyaret Tarihi: 5 Nisan 2021].

Rahmani, H.R., Könke, C., 2019, *Passive control of tall buildings using distributed multiple tuned mass dampers*, Institut für Strukturmechanik.

Rana, R., Soong, T.T., 1998, Parametric study and simplified design of tuned mass dampers, *Engineering structures*, 20, 193-204.

Rao, R.V., Savsani, V.J., Vakharia, D.P., 2011, Teaching–learning-based optimization: a novel method for constrained mechanical design optimization problems, *Computer-aided design*, 43, 303–315.

Rich, E., 1985, Artificial intelligence and the humanities, *Computers and the humanities*, 117-122.

Rogalsky, T., Kocabiyik, S., Derksen, R.W., 2000, Differential evolution in aerodynamic optimization, *Canadian aeronautics and space journal*, 46 (4), 183-190.

Rokach, L., Maimon, O., 2015, *Data mining with decision trees : theory and applications*, 2nd ed., World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., Singapore, ISBN: 978-9814590082.

Rosenfield, K., 2013, *Gensler tops out on world' s second tallest skyscraper: Shangai Tower*, https://www.archdaily.com/413793/gensler-tops-out-on-world-s-second-tallest-sky scraper-shanghai-tower, ArchDaily, [Ziyaret Tarihi: 31 Mart 2021].

Russell, S.J., Norvig, P., 1995, *Artificial intelligence: a modern approach*, Prentice Hall, Egnlewood Cliffs, New Jersey, ISBN: 0-13-103805-2.

Saaed, T.E., Nikolakopoulos, G., Jonasson, J.E., Hedlund, H., 2015, A state-of-the-art review of structural control systems, *Journal of vibration and control*, 21 (5), 919-937.

Sadek, F., 1996, *A method of estimating the parameters of tuned mass dampers for seismic applications*, Thesis (PhD), National Institute of Standards and Technology.

Sadek, F., Mohraz, B., Taylor, A.W., Chung, R.M., 1997, A method of estimating the parameters of tuned mass dampers for seismic applications, *Earthquake engineering and structural dynamics*, 26 (6), 617–635.

Salar, M., Dizangian, B., Mir, M., 2019, Optimum design of space trusses using water cycle algorithm, *Advance researches in civil engineering*, 1 (3), 36-48.

Salcedo-Sanz, S., Camacho-Gómez, C., Magdaleno, A., Pereira, E., Lorenzana, A., 2017, Structures vibration control via tuned mass dampers using a co-evolution coral reefs optimization algorithm, *Journal of sound and vibration*, 393, 62-75.

Sangtarash, B.H., Ghasemi, M.R., Ghohani Arab, H., Sohrabi, M.R., 2021, Hybrid artificial physics optimization and big bang-big crunch algorithm (HPBA) for size optimization of truss structures, *Iran University of science & technology*, 11 (1), 55-73.

Setareh, M., Hanson, R.D., 1992, Tuned mass dampers for balcony vibration control, *Journal of structural engineering*, 118 (3), 723-740.

Shabani, A., Asgarian, B., Salido, M., 2019, Search and rescue optimization algorithm for size optimization of truss structures with discrete variables, *International journal of numerical methods in civil engineering*, 3 (3), 28-39.

Shafer, J., Agrawal, R., Mehta, M., 1996, SPRINT: a scalable parallel classifier for data mining, *Proceedings of the 22nd international conference very large data bases*, Eylül 1996 Mumbai-India, IBM Almaden Research Center, 544–555.

Shahi, M., Sohrabi, M.R., Etedali, S., 2018, Seismic control of high-rise buildings equipped with ATMD including soil-structure interaction effects, *Journal of earthquake and tsunami*, 12 (03), 1850010.

Sharma, R., Kamble, S.S., Gunasekaran, A., Kumar, V., Kumar, A., 2020, A systematic literature review on machine learning applications for sustainable agriculture supply chain performance, *Computers & operations research*, 119, 104926.

Sharma, S., Saha, A.K., Lohar, G., 2021, Optimization of weight and cost of cantilever retaining wall by a hybrid metaheuristic algorithm, *Engineering with computers*, 1-27.

Shi, W., Wang, L., Lu, Z., Zhang, Q., 2018, Application of an artificial fish swarm algorithm in an optimum tuned mass damper design for a pedestrian bridge, *Applied sciences*, 8 (2), 175.

Simon, D., 2008, Biogeography-based optimization, *IEEE transactions on evolutionary computation*, 12 (6), 702–713.

Singh, M.P., Singh, S., Moreschi, L.M., 2002, Tuned mass dampers for response control of torsional buildings, *Earthquake engineering & structural dynamics*, 31 (4), 749-769.

Sladek, J.R., Klingner, R.E., 1983, Effect of tuned-mass dampers on seismic response, *Journal of structural engineering*, 109 (8), 2004-2009.

Sonmez, M., 2011, Artificial bee colony algorithm for optimization of truss structures, *Applied soft computing*, 11 (2), 2406-2418.

Soong, T.T., 1994, *Active control experiments and structural testing*, Passive and active structural vibration control in civil engineering, In: Soong T.T., Costantinou M.C. (eds.), Chapter 15, Springer, Viyana, ISBN: 978-3-7091-3012-4, 319-344.

Storn, R., 2008, *Differential evolution research–trends and open questions*, Advances in differential evolution, In: Chakraborty U.K. (ed.), Chapter 1, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, ISBN: 9783540688273, 1-31.

Symans, M.D., Constantinou, M.C., 1999, Semi-active control systems for seismic protection of structures: a state-of-the-art review, *Engineering structures*, 21 (6), 469-487.

Szepesvári, C., 2010, Algorithms for reinforcement learning, *Synthesis lectures on artificial intelligence and machine learning*, 4 (1), 1-103.

Szolomicki, J., Golasz-Szolomicka, H., 2019, Technological advances and trends in modern high-rise buildings, *Buildings*, 9 (9), 193.

Taheri, S.H.S., Jalili, S., 2016, Enhanced biogeography-based optimization: a new method for size and shape optimization of truss structures with natural frequency constraints, *Latin American journal of solids and structures*, 13 (7), 1406-1430.

Taiyari, F., Kharghani, M., Hajihassani, M., 2020, Optimal design of pile wall retaining system during deep excavation using swarm intelligence technique, *Structures*, 28, 1991-1999.

Talaei, A.S., Nasrollahi, A., Ghayekhloo, M., 2017, An automated approach for optimal design of prestressed concrete slabs using PSOHS, *KSCE journal of civil engineering*, 21 (3), 782-791.

Talatahari, S., Sheikholeslami, R., 2014, Optimum design of gravity and reinforced retaining walls using enhanced charged system search algorithm, *KSCE journal of civil engineering*, 18 (5), 1464-1469.

Taylor W., 2020, *Playing it safe: protecting fans around the world*, https://blog.taylordevices,com/stadium-dampers, Taylor Devices. Inc, [Ziyaret Tarihi: 11 Nisan 2021].

The Michael Dukakis Institute for Leadership and Innovation, 2020, *The artificial intelligence chronicle-open to feedback*, The Boston global forum, AI world society innovation network, https://bostonglobalforum.org/wp-content/uploads/hai-opentofeedback3-6-2020-200604092312.pdf, [Ziyaret Tarihi: 9 Mayıs 2021].

Thornton Tomasetti, *Soldier Field-adaptive reuse*, https://www.thorntontomasetti.com/project/soldier-field-adaptive-reuse, [Ziyaret Tarihi: 10 Nisan 2021].

Tutorialspoint, 2015, *Artificial intelligence-intelligent systems*, https://www.tutorialspoint.com/artificial_intelligence/artificial_intelligence_tutorial.pdf, Tutorials point (I) Pvt. Ltd., [Ziyaret Tarihi: 10 Mayıs 2021].

Ulusoy, S., Nigdeli, S.M., Bekdaş, G., 2021, Novel metaheuristic-based tuning of PID controllers for seismic structures and verification of robustness, *Journal of building engineering*, 33, 101647.

Uymaz, S.A., Tezel, G., Yel, E., 2015, Artificial algae algorithm (AAA) for nonlinear global optimization, *Applied soft computing*, 31, 153-171.

van Gelder, T., 2018, *Crowdsourcing security intelligence*, https://pursuit.unimelb.edu.au/articles/crowdsourcing-security-intelligence, Pursuit, [Ziyaret Tarihi: 20 Nisan 2021].

Vu, V.T., 2015, Weight minimization of trusses with natural frequency constraints, *11th World congress on structural and multidisciplinary optimisation*, 7-12 Haziran 2015 Sidney-Avustralya.

Warburton, G.B., 1982, Optimum absorber parameters for various combinations of response and excitation parameters, *Earthquake engineering and structural dynamics*, 10, 381–401.

Warburton, G.B., Ayorinde, E.O., 1980, Optimum absorber parameters for simple systems, *Earthquake engineering and structural dynamics*, 8 (3), 197-217.

Witten, I.H., Frank, E., Hall, M.A., 2011, *Data mining practical machine learning tools and techniques third edition*, Morgan Kaufmann Publishers, Massachusetts, USA, ISBN: 978-0-12-374856-0.

Wu, J., Chen, G., 2000, Optimization of multiple tuned mass dampers for seismic response reduction, *Proceedings of the 2000 American control conference. ACC*, IEEE, 1 (6), 519-523.

Wu, X., Kumar, V., 2009, *The top ten algorithms in data mining*, CRC Press, Florida, USA, ISBN: 978-1-4200-8964-6.

Yang, X.S., 2010a, *Nature-inspired metaheuristic algorithms*, 2nd ed., Luniver press, United Kingdom, ISBN: 9781905986286.

Yang, X.S., 2010b, A new metaheuristic bat-inspired algorithm, *Nature inspired cooperative strategies for optimization (NICSO 2010)*, Springer, Berlin, Heidelberg, 65-74.

Yang, X.S., 2012, Flower pollination algorithm for global optimization, *International conference on unconventional computing and natural computation*, Springer, Berlin, Heidelberg, 240-249.

Yang, X.S., Deb, S., 2009, Cuckoo search via Lévy flights, *World congress on nature & biologically inspired computing (NaBIC 2009)*, Aralık 2009, Hindistan, IEEE Publications, 210-214.

Yang, X.S., Karamanoglu, M., 2013, *Swarm intelligence and bio-inspired computation: an overview*, Swarm intelligence and bio-inspired computation: theory and applications, In:

Yang X.S., Cui Z., Xiao R., Gandomi A.H., Karamanoglu M. (eds.), Chapter 1, Elsevier, ISBN: 9780124051638, 3-23.

Yanık, A., 2014, *Yapısal kontrol altında yapıya giren enerjinin incelenmesi*, Thesis (PhD), İstanbul Teknik Üniversitesi.

Yazdi, H.A., Saberi, H., Saberi, H., Hatami, F., 2016, Designing optimal tuned mass dampers using improved harmony search algorithm, *Advances in structural engineering*, 19 (10), 1620-1636.

Yepes, V., Martí, J.V., García, J., 2020, Black hole algorithm for sustainable design of counterfort retaining walls, *Sustainability*, 12 (7), 2767.

Yousif, S.T., Najem, R.M., 2014, Effects of materials properties on strength and deflection of optimized RC beams: genetic algorithms, *Al-Rafidain engineering journal (AREJ)*, 22 (5), 149-165.

Yucel, M., Bekdas, G., Nigdeli, S.M., Sevgen, S., 2018, Artificial neural network model for optimum design of tubular columns, *International journal of theoretical and applied mechanics*, 3, 82-86.

Yucel, M., Bekdaş, G., Nigdeli, S.M., Sevgen, S., 2019, Estimation of optimum tuned mass damper parameters via machine learning, *Journal of building engineering*, 26, 100847.

Yucel, M., Kayabekir, A.E., Nigdeli, S.M., Bekdaş, G., 2020, Optimum design of carbon fiber-reinforced polymer (CFRP) beams for shear capacity via machine learning methods: optimum prediction methods on advance ensemble algorithms–bagging combinations, *Artificial intelligence and machine learning applications in civil, mechanical, and industrial engineering*, IGI Global, 85-103.

Yücel, M., Kayabekir, A.E., Bekdaş, G., Nigdeli, S.M., Kim, S., Geem, Z.W., 2021, Adaptive-hybrid harmony search algorithm for multi-constrained optimum eco-design of reinforced concrete retaining walls, *Sustainability*, 13 (4), 1639.

Yücel, M., Nigdeli, S.M., Bekdaş, G., 2021, *Artificial intelligence and machine learning with reflection for structural engineering: A review*, Advances in Structural Engineering—Optimization, In: Nigdeli S.M., Bekdaş G., Kayabekir A.E., Yücel M. (eds.), Chapter 2, Springer, 23-72.

Zheng, G., Ni, Y.Q., Li, H., Duan, Y.F., 2002, Parameter optimization of multi-TMDs for windexcited vibration suppression of tall buildings, *Advances in building technology*, 1025-1032.

Zhu, X., Goldberg, A.B., 2009, *Introduction to semi-supervised learning*, Synthesis lectures on artificial intelligence and machine learning, In: Brachman R.J., Dietterich T. (eds.), Chapter 1, Morgan & Claypool Publishers, 10-11.

EKLER

EK-1. Optimizasyon verisi yoluya elde edilen temel veriseti (1. model)

Kütle Oranı (μ)	Yapı Periyodu (T_s)	Yapı Sönüm Oranı (ξ_s)	Optimum TMD Sönüm Oranı ($\xi_{d.opt}$)	Optimum TMD Periyodu (T_d)	Minimum kritik yer değiştirme ($min\ \|X_{max}\|$)	Stroke
0.01	0.5	0.03	0.09800	0.70547	0.17615	1.50000
0.01	1	0.03	0.09869	1.40862	0.70532	1.50000
0.01	1.5	0.03	0.09871	2.11309	1.58726	1.50000
0.01	2	0.03	0.09874	2.81726	2.82198	1.50000
0.01	3	0.03	0.09876	4.22584	6.34974	1.50000
0.01	4	0.03	0.09876	5.63436	11.28900	1.50000
0.01	5	0.03	0.09876	7.04288	17.63942	1.50000
0.05	0.5	0.03	0.09881	0.67744	0.17022	1.50000
0.05	1	0.03	0.09890	1.35481	0.68157	1.50000
0.05	1.5	0.03	0.09901	2.03196	1.53382	1.50000
0.05	2	0.03	0.09905	2.70888	2.72698	1.50000
0.05	3	0.03	0.09907	4.06330	6.13598	1.50000
0.05	4	0.03	0.09907	5.42200	10.90864	1.50000
0.05	5	0.03	0.09907	6.77211	17.04518	1.50000
0.1	0.5	0.03	0.09678	0.65955	0.16301	1.50000
0.1	1	0.03	0.09795	1.35609	0.65282	1.50000
0.1	1.5	0.03	0.09784	2.04785	1.46969	1.50000
0.1	2	0.03	0.09787	2.72487	2.61313	1.50000
0.1	3	0.03	0.09793	4.06764	5.87958	1.50000
0.1	4	0.03	0.09792	5.43296	10.45327	1.50000
0.1	5	0.03	0.09792	6.78694	16.33307	1.50000
0.15	0.5	0.03	0.09644	0.68596	0.15609	1.50000
0.15	1	0.03	0.09672	1.39153	0.62585	1.49993
0.15	1.5	0.03	0.09683	2.05845	1.40848	1.50000
0.15	2	0.03	0.09676	2.79587	2.50409	1.50000
0.15	3	0.03	0.09691	4.13512	5.63471	1.50000
0.15	4	0.03	0.09692	5.50674	10.01783	1.50000
0.15	5	0.03	0.09690	6.91329	15.65310	1.50000
0.2	0.5	0.03	0.09541	0.71262	0.14956	1.50000
0.2	1	0.03	0.09580	1.40759	0.59985	1.50000
0.2	1.5	0.03	0.09570	2.13715	1.34985	1.50000
0.2	2	0.03	0.09601	2.79838	2.40012	1.50000
0.2	3	0.03	0.09605	4.19074	5.40061	1.50000
0.2	4	0.03	0.09601	5.62855	9.60134	1.50000
0.2	5	0.03	0.09593	7.06666	15.00231	1.50000
0.25	0.5	0.03	0.09368	0.73817	0.14344	1.50000
0.25	1	0.03	0.09535	1.41420	0.57479	1.50000
0.25	1.5	0.03	0.09510	2.14743	1.29396	1.50000
0.25	2	0.03	0.09479	2.90288	2.30053	1.50000
0.25	3	0.03	0.09524	4.27766	5.17660	1.50000
0.25	4	0.03	0.09508	5.75406	9.20290	1.50000
0.25	5	0.03	0.09506	7.19795	14.37999	1.50000
0.3	0.5	0.03	0.09378	0.73013	0.13758	1.50000
0.3	1	0.03	0.09385	1.47780	0.55096	1.50000
0.3	1.5	0.03	0.09443	2.18615	1.24012	1.50000
0.3	2	0.03	0.09451	2.90459	2.20509	1.50000
0.3	3	0.03	0.09424	4.39973	4.96209	1.50000

0.3	4	0.03	0.09431	5.85754	8.82148	1.50000
0.3	5	0.03	0.09455	7.25961	13.78383	1.50000
0.35	0.5	0.03	0.09298	0.75000	0.13192	1.50000
0.35	1	0.03	0.09330	1.49536	0.52827	1.50000
0.35	1.5	0.03	0.09355	2.23471	1.18892	1.50000
0.35	2	0.03	0.09366	2.97400	2.11383	1.50000
0.35	3	0.03	0.09354	4.47947	4.75648	1.49999
0.35	4	0.03	0.09371	5.94851	8.45618	1.50000
0.35	5	0.03	0.09379	7.41756	13.21288	1.50000
0.4	0.5	0.03	0.09300	0.74755	0.12642	1.50000
0.4	1	0.03	0.09379	1.47831	0.50640	1.50000
0.4	1.5	0.03	0.09353	2.24348	1.13968	1.50000
0.4	2	0.03	0.09347	3.00000	2.02633	1.50000
0.4	3	0.03	0.09349	4.50000	4.55963	1.50000
0.4	4	0.03	0.09349	6.00000	8.10639	1.50000
0.4	5	0.03	0.09348	7.49999	12.66638	1.50000
0.01	0.5	0.05	0.11358	0.71810	0.16604	1.50000
0.01	1	0.05	0.11476	1.42043	0.66483	1.50000
0.01	1.5	0.05	0.11507	2.12263	1.49614	1.50000
0.01	2	0.05	0.11600	2.75811	2.66008	1.50000
0.01	3	0.05	0.11585	4.16224	5.98603	1.50000
0.01	4	0.05	0.11576	5.56658	10.64209	1.50000
0.01	5	0.05	0.11571	6.97053	16.62824	1.50000
0.05	0.5	0.05	0.11367	0.71229	0.16070	1.50000
0.05	1	0.05	0.11470	1.40858	0.64348	1.50000
0.05	1.5	0.05	0.11495	2.10474	1.44811	1.50000
0.05	2	0.05	0.11466	2.83437	2.57459	1.50000
0.05	3	0.05	0.11459	4.25987	5.79310	1.50000
0.05	4	0.05	0.11479	5.65200	10.29900	1.50000
0.05	5	0.05	0.11491	7.04417	16.09232	1.50000
0.1	0.5	0.05	0.11368	0.70470	0.15423	1.50000
0.1	1	0.05	0.11389	1.42700	0.61761	1.49995
0.1	1.5	0.05	0.11372	2.15813	1.38994	1.50000
0.1	2	0.05	0.11324	2.90433	2.47152	1.50000
0.1	3	0.05	0.11371	4.31498	5.56153	1.50000
0.1	4	0.05	0.11392	5.72520	9.88719	1.50000
0.1	5	0.05	0.11364	7.20499	15.44896	1.50000
0.15	0.5	0.05	0.11357	0.69669	0.14798	1.50000
0.15	1	0.05	0.11205	1.47856	0.59298	1.49998
0.15	1.5	0.05	0.11273	2.19292	1.33486	1.50000
0.15	2	0.05	0.11306	2.90721	2.37317	1.50000
0.15	3	0.05	0.11260	4.40276	5.34011	1.50000
0.15	4	0.05	0.11255	5.87816	9.49347	1.50000
0.15	5	0.05	0.11269	7.32682	14.83403	1.50000
0.2	0.5	0.05	0.11263	0.73536	0.14201	1.50000
0.2	1	0.05	0.11140	1.49643	0.56960	1.50000
0.2	1.5	0.05	0.11254	2.20459	1.28171	1.50000
0.2	2	0.05	0.11144	3.00000	2.27911	1.50000
0.2	3	0.05	0.11157	4.48991	5.12822	1.50000
0.2	4	0.05	0.11144	6.00000	9.11701	1.49999
0.2	5	0.05	0.11158	7.48332	14.24544	1.50000
0.25	0.5	0.05	0.11126	0.75000	0.13648	1.50000
0.25	1	0.05	0.11219	1.48143	0.54704	1.50000
0.25	1.5	0.05	0.11165	2.25000	1.23125	1.50000
0.25	2	0.05	0.11173	3.00000	2.18890	1.50000
0.25	3	0.05	0.11171	4.50000	4.92566	1.50000

0.25	4	0.05	0.11170	6.00000	8.75692	1.50000
0.25	5	0.05	0.11171	7.50000	13.68274	1.50000
0.3	0.5	0.05	0.11175	0.75000	0.13124	1.50000
0.3	1	0.05	0.11190	1.50000	0.52554	1.50000
0.3	1.5	0.05	0.11202	2.25000	1.18278	1.50000
0.3	2	0.05	0.11204	3.00000	2.10318	1.50000
0.3	3	0.05	0.11203	4.50000	4.73258	1.50000
0.3	4	0.05	0.11203	6.00000	8.41353	1.50000
0.3	5	0.05	0.11204	7.50000	13.14631	1.50000
0.35	0.5	0.05	0.11218	0.75000	0.12618	1.50000
0.35	1	0.05	0.11234	1.50000	0.50526	1.50000
0.35	1.5	0.05	0.11239	2.25000	1.13709	1.50000
0.35	2	0.05	0.11242	3.00000	2.02166	1.50000
0.35	3	0.05	0.11241	4.50000	4.54893	1.50000
0.35	4	0.05	0.11241	6.00000	8.08709	1.50000
0.35	5	0.05	0.11241	7.50000	12.63634	1.50000
0.4	0.5	0.05	0.11254	0.75000	0.12127	1.50000
0.4	1	0.05	0.11273	1.50000	0.48579	1.50000
0.4	1.5	0.05	0.11281	2.25000	1.09360	1.50000
0.4	2	0.05	0.11284	3.00000	1.94433	1.50000
0.4	3	0.05	0.11283	4.50000	4.37498	1.50000
0.4	4	0.05	0.11283	6.00000	7.77776	1.50000
0.4	5	0.05	0.11283	7.50000	12.15313	1.50000
0.01	0.5	0.1	0.15361	0.75000	0.14422	1.50000
0.01	1	0.1	0.15422	1.50000	0.57747	1.50000
0.01	1.5	0.1	0.15419	2.25000	1.30009	1.50000
0.01	2	0.1	0.15413	3.00000	2.31154	1.50000
0.01	3	0.1	0.15416	4.50000	5.20094	1.50000
0.01	4	0.1	0.15415	6.00000	9.24674	1.50000
0.01	5	0.1	0.15417	7.50000	14.44788	1.50000
0.05	0.5	0.1	0.15438	0.75000	0.14009	1.50000
0.05	1	0.1	0.15463	1.50000	0.56091	1.50000
0.05	1.5	0.1	0.15478	2.25000	1.26230	1.50000
0.05	2	0.1	0.15476	3.00000	2.24423	1.50000
0.05	3	0.1	0.15477	4.50000	5.04982	1.50000
0.05	4	0.1	0.15476	6.00000	8.97793	1.50000
0.05	5	0.1	0.15476	7.50000	14.02825	1.50000
0.1	0.5	0.1	0.15528	0.75000	0.13507	1.50000
0.1	1	0.1	0.15555	1.50000	0.54086	1.50000
0.1	1.5	0.1	0.15561	2.25000	1.21716	1.50000
0.1	2	0.1	0.15557	3.00000	2.16396	1.50000
0.1	3	0.1	0.15556	4.50000	4.86964	1.50000
0.1	4	0.1	0.15555	6.00000	8.65738	1.50000
0.1	5	0.1	0.15556	7.50000	13.52721	1.50000
0.15	0.5	0.1	0.15612	0.75000	0.13022	1.50000
0.15	1	0.1	0.15628	1.50000	0.52184	1.50000
0.15	1.5	0.1	0.15641	2.25000	1.17458	1.50000
0.15	2	0.1	0.15639	3.00000	2.08810	1.50000
0.15	3	0.1	0.15639	4.50000	4.69880	1.50000
0.15	4	0.1	0.15639	6.00000	8.35354	1.50000
0.15	5	0.1	0.15639	7.50000	13.05237	1.50000
0.2	0.5	0.1	0.15675	0.75000	0.12570	1.50000
0.2	1	0.1	0.15723	1.50000	0.50396	1.50000
0.2	1.5	0.1	0.15726	2.25000	1.13417	1.50000
0.2	2	0.1	0.15725	3.00000	2.01636	1.50000
0.2	3	0.1	0.15726	4.50000	4.53720	1.50000

0.2	4	0.1	0.15725	6.00000	8.06645	1.50000
0.2	5	0.1	0.15726	7.50000	12.60402	1.50000
0.25	0.5	0.1	0.15778	0.75000	0.12162	1.50000
0.25	1	0.1	0.15805	1.50000	0.48702	1.50000
0.25	1.5	0.1	0.15816	2.25000	1.09606	1.50000
0.25	2	0.1	0.15814	3.00000	1.94872	1.50000
0.25	3	0.1	0.15815	4.50000	4.38521	1.50000
0.25	4	0.1	0.15813	6.00000	7.79604	1.50000
0.25	5	0.1	0.15815	7.50000	12.18139	1.50000
0.3	0.5	0.1	0.15874	0.75000	0.11766	1.50000
0.3	1	0.1	0.15902	1.50000	0.47117	1.50000
0.3	1.5	0.1	0.15909	2.25000	1.06036	1.50000
0.3	2	0.1	0.15902	3.00000	1.88531	1.50000
0.3	3	0.1	0.15903	4.50000	4.24243	1.50000
0.3	4	0.1	0.15903	6.00000	7.54219	1.50000
0.3	5	0.1	0.15904	7.50000	11.78472	1.50000
0.35	0.5	0.1	0.15961	0.75000	0.11380	1.50000
0.35	1	0.1	0.15986	1.50000	0.45639	1.50000
0.35	1.5	0.1	0.15998	2.25000	1.02706	1.50000
0.35	2	0.1	0.15989	3.00000	1.82607	1.50000
0.35	3	0.1	0.15993	4.50000	4.10897	1.50000
0.35	4	0.1	0.15992	6.00000	7.30492	1.50000
0.35	5	0.1	0.15993	7.50000	11.41407	1.50000
0.4	0.5	0.1	0.16031	0.75000	0.11047	1.50000
0.4	1	0.1	0.16075	1.50000	0.44251	1.50000
0.4	1.5	0.1	0.16084	2.25000	0.99604	1.50000
0.4	2	0.1	0.16076	3.00000	1.77090	1.50000
0.4	3	0.1	0.16080	4.50000	3.98486	1.50000
0.4	4	0.1	0.16078	6.00000	7.08418	1.50000
0.4	5	0.1	0.16079	7.50000	11.06934	1.50000
0.01	0.5	0.2	0.24221	0.75000	0.11182	1.50000
0.01	1	0.2	0.24242	1.50000	0.44809	1.50000
0.01	1.5	0.2	0.24225	2.25000	1.00855	1.50000
0.01	2	0.2	0.24230	3.00000	1.79296	1.50000
0.01	3	0.2	0.24227	4.50000	4.03465	1.50000
0.01	4	0.2	0.24228	6.00000	7.17282	1.50000
0.01	5	0.2	0.24229	7.50000	11.20746	1.50000
0.05	0.5	0.2	0.24324	0.75000	0.10947	1.50000
0.05	1	0.2	0.24379	1.50000	0.43833	1.50000
0.05	1.5	0.2	0.24376	2.25000	0.98642	1.50000
0.05	2	0.2	0.24379	3.00000	1.75376	1.50000
0.05	3	0.2	0.24377	4.50000	3.94634	1.50000
0.05	4	0.2	0.24377	6.00000	7.01600	1.50000
0.05	5	0.2	0.24377	7.50000	10.96263	1.50000
0.1	0.5	0.2	0.24497	0.75000	0.10659	1.50000
0.1	1	0.2	0.24576	1.50000	0.42683	1.50000
0.1	1.5	0.2	0.24557	2.25000	0.96076	1.50000
0.1	2	0.2	0.24557	3.00000	1.70828	1.50000
0.1	3	0.2	0.24557	4.50000	3.84377	1.50000
0.1	4	0.2	0.24558	6.00000	6.83358	1.50000
0.1	5	0.2	0.24559	7.50000	10.67760	1.50000
0.15	0.5	0.2	0.24733	0.75000	0.10388	1.50000
0.15	1	0.2	0.24743	1.50000	0.41650	1.50000
0.15	1.5	0.2	0.24731	2.25000	0.93722	1.50000
0.15	2	0.2	0.24733	3.00000	1.66637	1.50000
0.15	3	0.2	0.24734	4.50000	3.74951	1.50000

0.15	4	0.2	0.24735	6.00000	6.66592	1.50000
0.15	5	0.2	0.24735	7.50000	10.41574	1.50000
0.2	0.5	0.2	0.24861	0.75000	0.10162	1.50000
0.2	1	0.2	0.24904	1.50000	0.40694	1.50000
0.2	1.5	0.2	0.24897	2.25000	0.91575	1.50000
0.2	2	0.2	0.24903	3.00000	1.62814	1.50000
0.2	3	0.2	0.24903	4.50000	3.66347	1.50000
0.2	4	0.2	0.24902	6.00000	6.51306	1.50000
0.2	5	0.2	0.24903	7.50000	10.17688	1.50000
0.25	0.5	0.2	0.24993	0.75000	0.09938	1.50000
0.25	1	0.2	0.25077	1.50000	0.39824	1.50000
0.25	1.5	0.2	0.25053	2.25000	0.89629	1.50000
0.25	2	0.2	0.25061	3.00000	1.59354	1.50000
0.25	3	0.2	0.25060	4.50000	3.58569	1.50000
0.25	4	0.2	0.25061	6.00000	6.37454	1.50000
0.25	5	0.2	0.25061	7.50000	9.96051	1.50000
0.3	0.5	0.2	0.25179	0.75000	0.09748	1.50000
0.3	1	0.2	0.25219	1.50000	0.39043	1.50000
0.3	1.5	0.2	0.25199	2.25000	0.87879	1.50000
0.3	2	0.2	0.25204	3.00000	1.56248	1.50000
0.3	3	0.2	0.25206	4.50000	3.51571	1.50000
0.3	4	0.2	0.25206	6.00000	6.25037	1.50000
0.3	5	0.2	0.25206	7.50000	9.76625	1.50000
0.35	0.5	0.2	0.25299	0.75000	0.09578	1.50000
0.35	1	0.2	0.25344	1.50000	0.38359	1.50000
0.35	1.5	0.2	0.25332	2.25000	0.86319	1.50000
0.35	2	0.2	0.25337	3.00000	1.53488	1.50000
0.35	3	0.2	0.25336	4.50000	3.45374	1.50000
0.35	4	0.2	0.25336	6.00000	6.13999	1.50000
0.35	5	0.2	0.25337	7.50000	9.59394	1.50000
0.4	0.5	0.2	0.25384	0.75000	0.09420	1.50000
0.4	1	0.2	0.25462	1.50000	0.37760	1.50000
0.4	1.5	0.2	0.25441	2.25000	0.84973	1.50000
0.4	2	0.2	0.25450	3.00000	1.51074	1.50000
0.4	3	0.2	0.25448	4.50000	3.39945	1.50000
0.4	4	0.2	0.25448	6.00000	6.04357	1.50000
0.4	5	0.2	0.25449	7.50000	9.44310	1.50000

EK-2. Optimizasyon verisi yoluya elde edilen temel veriseti (2. model)

Kütle Oranı (μ)	**Yapı Periyodu (T_s)**	**Yapı Sönüm Oranı (ξ_s)**	**Optimum TMD Sönüm Oranı ($\xi_{d.opt}$)**	**Optimum TMD Periyodu (T_d)**	**Minimum kritik yer değiştirme ($min\ \|X_{max}\|$)**	**Stroke**
0.01	0.5	0.03	0.05000	0.63250	0.17597	2.41446
0.01	1	0.03	0.05000	1.26500	0.70456	2.41520
0.01	1.5	0.03	0.05000	1.89749	1.58556	2.41543
0.01	2	0.03	0.05000	2.52999	2.81895	2.41555
0.01	3	0.03	0.05000	3.79499	6.34293	2.41566
0.01	4	0.03	0.05000	5.02384	11.27678	2.46212
0.01	5	0.03	0.05000	6.28880	17.62037	2.37432
0.05	0.5	0.03	0.05000	0.63610	0.16935	2.16654
0.05	1	0.03	0.05000	1.27219	0.67806	2.17051
0.05	1.5	0.03	0.05000	1.90828	1.52591	2.17056

0.05	2	0.03	0.05000	2.54437	2.71291	2.17082
0.05	3	0.03	0.05000	3.81656	6.10432	2.17093
0.05	4	0.03	0.05000	5.08875	10.85230	2.17096
0.05	5	0.03	0.05000	6.39748	16.95703	2.16049
0.1	0.5	0.03	0.05000	0.64050	0.16138	1.95421
0.1	1	0.03	0.05000	1.28099	0.64618	1.95544
0.1	1.5	0.03	0.05000	1.95848	1.45456	1.92395
0.1	2	0.03	0.05000	2.59886	2.58633	1.93240
0.1	3	0.03	0.05000	3.87974	5.81944	1.94078
0.1	4	0.03	0.05000	5.19772	10.34596	1.93258
0.1	5	0.03	0.05000	6.47858	16.16580	1.93752
0.15	0.5	0.03	0.05000	0.64479	0.15375	1.76795
0.15	1	0.03	0.05000	1.32695	0.61623	1.72566
0.15	1.5	0.03	0.05000	1.97152	1.38696	1.73974
0.15	2	0.03	0.05000	2.62948	2.46561	1.73966
0.15	3	0.03	0.05000	3.94305	5.54846	1.74024
0.15	4	0.03	0.05000	5.26994	9.86421	1.73640
0.15	5	0.03	0.05000	6.59685	15.41283	1.73408
0.2	0.5	0.03	0.05000	0.67290	0.14649	1.72039
0.2	1	0.03	0.05000	1.33550	0.58764	1.71695
0.2	1.5	0.03	0.05000	2.01784	1.32218	1.71956
0.2	2	0.03	0.05000	2.67100	2.35113	1.71729
0.2	3	0.03	0.05000	4.00650	5.29029	1.71750
0.2	4	0.03	0.05000	5.34200	9.40510	1.71752
0.2	5	0.03	0.05000	6.67751	14.69558	1.71748
0.25	0.5	0.03	0.05000	0.69144	0.13978	1.71675
0.25	1	0.03	0.05000	1.34387	0.56013	1.70954
0.25	1.5	0.03	0.05000	2.03507	1.26084	1.71259
0.25	2	0.03	0.05000	2.72639	2.24149	1.71400
0.25	3	0.03	0.05000	4.07015	5.04392	1.71276
0.25	4	0.03	0.05000	5.41396	8.96699	1.71214
0.25	5	0.03	0.05000	6.79652	14.01107	1.71329
0.3	0.5	0.03	0.05000	0.69561	0.13335	1.71017
0.3	1	0.03	0.05000	1.39111	0.53393	1.71066
0.3	1.5	0.03	0.05000	2.05271	1.20179	1.70684
0.3	2	0.03	0.05000	2.74291	2.13697	1.70744
0.3	3	0.03	0.05000	4.13400	4.80850	1.70868
0.3	4	0.03	0.05000	6.00000	8.59723	1.71014
0.3	5	0.03	0.05000	6.87689	13.35734	1.70826
0.35	0.5	0.03	0.05000	0.69969	0.12715	1.70263
0.35	1	0.03	0.05000	1.39937	0.50910	1.70503
0.35	1.5	0.03	0.05000	2.09905	1.14567	1.70508
0.35	2	0.03	0.05000	2.79873	2.03688	1.70527
0.35	3	0.03	0.05000	4.19810	4.58320	1.70535
0.35	4	0.03	0.05000	6.00000	8.18924	1.70692
0.35	5	0.03	0.05000	6.96481	12.73161	1.70432
0.4	0.5	0.03	0.05654	0.71167	0.12201	1.66962
0.4	1	0.03	0.05639	1.39931	0.48850	1.66754
0.4	1.5	0.03	0.05656	2.11244	1.09941	1.66833
0.4	2	0.03	0.05667	2.83327	1.95481	1.66892
0.4	3	0.03	0.05655	4.22954	4.39882	1.66861
0.4	4	0.03	0.05654	5.63672	7.82021	1.66862
0.4	5	0.03	0.05000	7.07708	12.13264	1.70185
0.01	0.5	0.05	0.05000	0.64515	0.16582	2.33395
0.01	1	0.05	0.05000	1.29029	0.66393	2.33502
0.01	1.5	0.05	0.05000	1.93544	1.49412	2.33537

0.01	2	0.05	0.05000	2.54407	2.65649	2.36411
0.01	3	0.05	0.05000	3.83426	5.97795	2.35503
0.01	4	0.05	0.05000	5.12450	10.62770	2.35029
0.01	5	0.05	0.05000	6.41476	16.60576	2.34756
0.05	0.5	0.05	0.05000	0.64863	0.15963	2.15089
0.05	1	0.05	0.05000	1.29725	0.63914	2.15436
0.05	1.5	0.05	0.05000	1.94588	1.43833	2.15477
0.05	2	0.05	0.05000	2.59450	2.55720	2.15484
0.05	3	0.05	0.05000	3.89175	5.75397	2.15491
0.05	4	0.05	0.05000	5.18900	10.22944	2.15495
0.05	5	0.05	0.05000	6.48625	15.98362	2.15500
0.1	0.5	0.05	0.05000	0.65289	0.15217	1.95154
0.1	1	0.05	0.05000	1.30577	0.60928	1.95243
0.1	1.5	0.05	0.05000	1.96853	1.37113	1.94490
0.1	2	0.05	0.05000	2.64893	2.43807	1.92898
0.1	3	0.05	0.05000	3.95460	5.48628	1.93727
0.1	4	0.05	0.05000	5.26031	9.75345	1.94133
0.1	5	0.05	0.05000	6.60351	15.23982	1.93400
0.15	0.5	0.05	0.05000	0.65705	0.14500	1.80566
0.15	1	0.05	0.05000	1.35195	0.58092	1.81650
0.15	1.5	0.05	0.05000	2.00879	1.30768	1.81380
0.15	2	0.05	0.05000	2.66572	2.32483	1.81231
0.15	3	0.05	0.05000	4.01757	5.23130	1.81392
0.15	4	0.05	0.05000	5.36154	9.30000	1.81417
0.15	5	0.05	0.05000	6.68327	14.53173	1.81329
0.2	0.5	0.05	0.05000	0.67301	0.13813	1.80587
0.2	1	0.05	0.05000	1.36023	0.55407	1.80816
0.2	1.5	0.05	0.05000	2.02113	1.24668	1.80594
0.2	2	0.05	0.05000	2.72047	2.21681	1.80895
0.2	3	0.05	0.05000	4.08070	4.98806	1.80897
0.2	4	0.05	0.05000	5.44094	8.86780	1.80892
0.2	5	0.05	0.05000	6.80117	13.85604	1.80898
0.25	0.5	0.05	0.05000	0.70391	0.13176	1.80876
0.25	1	0.05	0.05000	1.36833	0.52820	1.80169
0.25	1.5	0.05	0.05000	2.07201	1.18879	1.80461
0.25	2	0.05	0.05000	2.74945	2.11334	1.80335
0.25	3	0.05	0.05000	4.14402	4.75567	1.80473
0.25	4	0.05	0.05000	5.51230	8.45485	1.80405
0.25	5	0.05	0.05000	6.88060	13.21077	1.80368
0.3	0.5	0.05	0.05000	0.70794	0.12570	1.80032
0.3	1	0.05	0.05000	1.39963	0.50335	1.80020
0.3	1.5	0.05	0.05000	2.08397	1.13317	1.79864
0.3	2	0.05	0.05000	2.79179	2.01483	1.79995
0.3	3	0.05	0.05000	4.19847	4.53336	1.80070
0.3	4	0.05	0.05000	5.58358	8.05981	1.80000
0.3	5	0.05	0.05000	6.99739	12.59336	1.80071
0.35	0.5	0.05	0.05000	0.71189	0.11986	1.79691
0.35	1	0.05	0.05000	1.42378	0.47990	1.79772
0.35	1.5	0.05	0.05000	2.13566	1.07997	1.79814
0.35	2	0.05	0.05000	2.84309	1.92008	1.79812
0.35	3	0.05	0.05000	4.23570	4.32060	1.79642
0.35	4	0.05	0.05000	5.65482	7.68148	1.79671
0.35	5	0.05	0.05000	7.07856	12.00247	1.79708
0.4	0.5	0.05	0.05324	0.73254	0.11466	1.77857
0.4	1	0.05	0.05349	1.45638	0.45911	1.77854
0.4	1.5	0.05	0.05366	2.16329	1.03321	1.77636

0.4	2	0.05	0.05357	2.90417	1.83695	1.77804
0.4	3	0.05	0.05360	4.35198	4.13334	1.77778
0.4	4	0.05	0.05361	5.79980	7.34829	1.77767
0.4	5	0.05	0.05000	7.15853	11.43563	1.79422
0.01	0.5	0.1	0.05000	0.67415	0.14392	2.31632
0.01	1	0.1	0.05000	1.31098	0.57627	2.37210
0.01	1.5	0.1	0.05000	1.98492	1.29740	2.35583
0.01	2	0.1	0.05000	2.65896	2.30674	2.34667
0.01	3	0.1	0.05000	3.96983	5.19016	2.35593
0.01	4	0.1	0.05000	5.31791	9.22755	2.34682
0.01	5	0.1	0.05000	6.62877	14.41792	2.35235
0.05	0.5	0.1	0.05000	0.67736	0.13861	2.15813
0.05	1	0.1	0.05000	1.35471	0.55499	2.16250
0.05	1.5	0.1	0.05000	2.03206	1.24896	2.16282
0.05	2	0.1	0.05000	2.70941	2.22052	2.16263
0.05	3	0.1	0.05000	4.02630	4.99682	2.17983
0.05	4	0.1	0.05000	5.38096	8.88356	2.17560
0.05	5	0.1	0.05000	6.73563	13.88066	2.17310
0.1	0.5	0.1	0.05000	0.68129	0.13219	2.05400
0.1	1	0.1	0.05000	1.36257	0.52929	2.05592
0.1	1.5	0.1	0.05000	2.04385	1.19112	2.05690
0.1	2	0.1	0.05000	2.72514	2.11768	2.05667
0.1	3	0.1	0.05000	4.08770	4.76500	2.05674
0.1	4	0.1	0.05000	5.45027	8.47125	2.05672
0.1	5	0.1	0.05000	6.84566	13.23650	2.05866
0.15	0.5	0.1	0.05000	0.68513	0.12600	2.04734
0.15	1	0.1	0.05000	1.37026	0.50450	2.04890
0.15	1.5	0.1	0.05000	2.09406	1.13566	2.05602
0.15	2	0.1	0.05000	2.77909	2.01930	2.05410
0.15	3	0.1	0.05000	4.14924	4.54359	2.05254
0.15	4	0.1	0.05000	5.55817	8.07770	2.05430
0.15	5	0.1	0.05000	6.92830	12.62160	2.05330
0.2	0.5	0.1	0.05000	0.68889	0.12003	2.03952
0.2	1	0.1	0.05000	1.41679	0.48111	2.05230
0.2	1.5	0.1	0.05000	2.10546	1.08283	2.04925
0.2	2	0.1	0.05000	2.81301	1.92496	2.04988
0.2	3	0.1	0.05000	4.21093	4.33181	2.04923
0.2	4	0.1	0.05000	5.62766	7.70124	2.05001
0.2	5	0.1	0.05000	7.04442	12.03320	2.05055
0.25	0.5	0.1	0.05000	0.71855	0.11434	2.04698
0.25	1	0.1	0.05000	1.42427	0.45864	2.04614
0.25	1.5	0.1	0.05000	2.15444	1.03196	2.04946
0.25	2	0.1	0.05000	2.84853	1.83503	2.04650
0.25	3	0.1	0.05000	4.27280	4.12901	2.04667
0.25	4	0.1	0.05000	5.69707	7.34057	2.04660
0.25	5	0.1	0.05000	7.12133	11.46973	2.04665
0.3	0.5	0.1	0.05000	0.73608	0.10905	2.04774
0.3	1	0.1	0.05000	1.43159	0.43691	2.04146
0.3	1.5	0.1	0.05000	2.16744	0.98353	2.04485
0.3	2	0.1	0.05000	2.90340	1.74853	2.04618
0.3	3	0.1	0.05000	4.33488	3.93455	2.04481
0.3	4	0.1	0.05000	5.77381	6.99469	2.04447
0.3	5	0.1	0.05000	7.23826	10.92952	2.04539
0.35	0.5	0.1	0.05000	0.73972	0.10394	2.04361
0.35	1	0.1	0.05000	1.47944	0.41618	2.04596
0.35	1.5	0.1	0.05000	2.19489	0.93668	2.04348

0.35	2	0.1	0.05000	2.91786	1.66555	2.04219
0.35	3	0.1	0.05000	4.39718	3.74787	2.04368
0.35	4	0.1	0.05000	5.87247	6.66284	2.04415
0.35	5	0.1	0.05000	7.31501	10.41095	2.04316
0.4	0.5	0.1	0.05000	0.74329	0.09900	2.04152
0.4	1	0.1	0.05000	1.48658	0.39638	2.04308
0.4	1.5	0.1	0.05000	2.25000	0.89209	2.04556
0.4	2	0.1	0.05000	2.97316	1.58592	2.04320
0.4	3	0.1	0.05000	4.45974	3.56847	2.04331
0.4	4	0.1	0.05000	5.94631	6.34405	2.04326
0.4	5	0.1	0.05000	7.43289	9.91266	2.04330
0.01	0.5	0.2	0.05000	0.72183	0.11137	2.60755
0.01	1	0.2	0.05000	1.40489	0.44637	2.59712
0.01	1.5	0.2	0.05000	2.12651	1.00463	2.60135
0.01	2	0.2	0.05000	2.81517	1.78594	2.59774
0.01	3	0.2	0.05000	4.25303	4.01897	2.60172
0.01	4	0.2	0.05000	5.65786	7.14505	2.60042
0.01	5	0.2	0.05000	7.06272	11.16416	2.59972
0.05	0.5	0.2	0.05000	0.72457	0.10726	2.60297
0.05	1	0.2	0.05000	1.44914	0.42948	2.60577
0.05	1.5	0.2	0.05000	2.13468	0.96683	2.59530
0.05	2	0.2	0.05000	3.00000	1.71949	2.61820
0.05	3	0.2	0.05000	4.30819	3.86797	2.60040
0.05	4	0.2	0.05000	5.71830	6.87668	2.59799
0.05	5	0.2	0.05000	7.16732	10.74487	2.59948
0.1	0.5	0.2	0.05000	0.72794	0.10227	2.59610
0.1	1	0.2	0.05000	1.45587	0.40948	2.59890
0.1	1.5	0.2	0.05000	2.18380	0.92149	2.59801
0.1	2	0.2	0.05000	2.91173	1.63832	2.59831
0.1	3	0.2	0.05000	4.36760	3.68638	2.59843
0.1	4	0.2	0.05000	5.82347	6.55367	2.59845
0.1	5	0.2	0.05000	7.26370	10.24020	2.59735
0.15	0.5	0.2	0.05000	0.73123	0.09742	2.58811
0.15	1	0.2	0.05000	1.46246	0.39007	2.59332
0.15	1.5	0.2	0.05000	2.19368	0.87782	2.59234
0.15	2	0.2	0.05000	2.94337	1.56070	2.59589
0.15	3	0.2	0.05000	4.42715	3.51209	2.59731
0.15	4	0.2	0.05000	5.88956	6.24391	2.59617
0.15	5	0.2	0.05000	7.35198	9.75614	2.59549
0.2	0.5	0.2	0.05000	0.73446	0.09272	2.58521
0.2	1	0.2	0.05000	1.50000	0.37139	2.59906
0.2	1.5	0.2	0.05000	2.24343	0.83606	2.59677
0.2	2	0.2	0.05000	2.97779	1.48643	2.59469
0.2	3	0.2	0.05000	4.50000	3.34463	2.59846
0.2	4	0.2	0.05000	5.95557	5.94607	2.59482
0.2	5	0.2	0.05000	7.46463	9.29096	2.59620
0.25	0.5	0.2	0.05000	0.74962	0.08816	2.58866
0.25	1	0.2	0.05000	1.50000	0.35365	2.59314
0.25	1.5	0.2	0.05000	2.25000	0.79570	2.59214
0.25	2	0.2	0.05000	3.00000	1.41494	2.59248
0.25	3	0.2	0.05000	4.50000	3.18375	2.59244
0.25	4	0.2	0.05000	6.00000	5.66009	2.59245
0.25	5	0.2	0.05000	7.50000	8.84396	2.59247
0.3	0.5	0.2	0.05000	0.75000	0.08401	2.58401
0.3	1	0.2	0.05000	1.50000	0.33641	2.58709
0.3	1.5	0.2	0.05000	2.25000	0.75735	2.58643

0.3	2	0.2	0.05000	3.00000	1.34653	2.58664
0.3	3	0.2	0.05000	4.50000	3.02972	2.58661
0.3	4	0.2	0.05000	6.00000	5.38645	2.58662
0.3	5	0.2	0.05000	7.50000	8.41631	2.58665
0.35	0.5	0.2	0.05000	0.75000	0.07998	2.57875
0.35	1	0.2	0.05000	1.50000	0.32025	2.58153
0.35	1.5	0.2	0.05000	2.25000	0.72070	2.58065
0.35	2	0.2	0.05000	3.00000	1.28133	2.58087
0.35	3	0.2	0.05000	4.50000	2.88313	2.58083
0.35	4	0.2	0.05000	6.00000	5.12565	2.58087
0.35	5	0.2	0.05000	7.50000	8.00889	2.58091
0.4	0.5	0.2	0.05000	0.75000	0.07961	2.54193
0.4	1	0.2	0.05000	1.50000	0.31918	2.54369
0.4	1.5	0.2	0.05000	2.25000	0.71820	2.54291
0.4	2	0.2	0.05000	3.00000	1.27702	2.54316
0.4	3	0.2	0.05000	4.50000	2.87343	2.54323
0.4	4	0.2	0.05000	6.00000	5.10841	2.54324
0.4	5	0.2	0.05000	7.50000	7.98195	2.54324

EK-3. 1. model için ANNs eğitim sonuçları

$\xi_{d,opt}$	Mutlak hata	% Mutlak hata	Kare hata	T_d	Mutlak hata	% Mutlak hata	Kare hata	*Min* (X_{max})	Mutlak hata	% Mutlak hata	Kare hata	Stroke	Mutlak hata	% Mutlak hata	Kare hata
0.09255	0.00545	5.56342	2.97E-05	0.68779	0.01768	2.50572	3.12E-04	0.13811	0.03805	21.59909	1.45E-03	1.49994	0.00006	0.00369	3.06E-09
0.09794	0.00075	0.76338	5.68E-07	1.36676	0.04187	2.97215	1.75E-03	0.70388	0.00144	0.20436	2.08E-06	1.49993	0.00007	0.00458	4.72E-09
0.10097	0.00226	2.28623	5.09E-06	2.04059	0.07250	3.43080	5.26E-03	1.58684	0.00042	0.02650	1.77E-07	1.49992	0.00008	0.00528	6.26E-09
0.10082	0.00208	2.10770	4.33E-06	2.71789	0.09937	3.52709	9.87E-03	2.83151	0.00953	0.33775	9.08E-05	1.49991	0.00008	0.00563	7.12E-09
0.09594	0.00282	2.85087	7.93E-06	4.07153	0.15431	3.65150	2.38E-02	6.37754	0.02779	0.43772	7.73E-04	1.49991	0.00009	0.00607	8.30E-09
0.09004	0.00872	8.83241	7.61E-05	5.43837	0.19599	3.47843	3.84E-02	11.31579	0.02679	0.23731	7.18E-04	1.49990	0.00010	0.00640	9.21E-09
0.08506	0.01370	13.87157	1.88E-04	6.84098	0.20189	2.86661	4.08E-02	17.63631	0.00312	0.01767	9.71E-06	1.49990	0.00010	0.00665	9.94E-09
0.09265	0.00615	6.22710	3.79E-05	0.67521	0.00223	0.32885	4.96E-06	0.15843	0.01179	6.92892	1.39E-04	1.49993	0.00007	0.00473	5.03E-09
0.09787	0.00103	1.03740	1.05E-06	1.36020	0.00539	0.39812	2.91E-05	0.69161	0.01004	1.47341	1.01E-04	1.49992	0.00008	0.00540	6.56E-09
0.10050	0.00149	1.50775	2.23E-06	2.04350	0.01154	0.56771	1.33E-04	1.54067	0.00685	0.44660	4.69E-05	1.49991	0.00009	0.00630	8.93E-09
0.10013	0.00108	1.08768	1.16E-06	2.72999	0.02111	0.77917	4.45E-04	2.74003	0.01306	0.47887	1.71E-04	1.49990	0.00010	0.00668	1.01E-08
0.09549	0.00358	3.60933	1.28E-05	4.09925	0.03595	0.88467	1.29E-03	6.15665	0.02067	0.33683	4.27E-04	1.49989	0.00011	0.00709	1.13E-08
0.09032	0.00874	8.82417	7.64E-05	5.48004	0.05804	1.07049	3.37E-03	10.92236	0.01372	0.12573	1.88E-04	1.49989	0.00011	0.00738	1.23E-08
0.08632	0.01275	12.86675	1.62E-04	6.89523	0.12312	1.81807	1.52E-02	17.03908	0.00610	0.03578	3.72E-05	1.49989	0.00011	0.00759	1.30E-08
0.09308	0.00370	3.82450	1.37E-05	0.67182	0.01227	1.86032	1.51E-04	0.17242	0.00941	5.77267	8.85E-05	1.49991	0.00009	0.00569	7.28E-09
0.09804	0.00009	0.09292	8.28E-09	1.36492	0.00882	0.65058	7.78E-05	0.67029	0.01747	2.67567	3.05E-04	1.49990	0.00010	0.00642	9.27E-09
0.10023	0.00239	2.44561	5.72E-06	2.05999	0.01214	0.59301	1.47E-04	1.48100	0.01131	0.76937	1.28E-04	1.49989	0.00011	0.00717	1.16E-08
0.09971	0.00184	1.87855	3.38E-06	2.75768	0.03281	1.20413	1.08E-03	2.62747	0.01434	0.54861	2.06E-04	1.49989	0.00011	0.00751	1.27E-08
0.09561	0.00232	2.36567	5.37E-06	4.14641	0.07877	1.93647	6.20E-03	5.89203	0.01245	0.21176	1.55E-04	1.49988	0.00012	0.00787	1.39E-08
0.09159	0.00633	6.46181	4.00E-05	5.54512	0.11216	2.06451	1.26E-02	10.45306	0.00021	0.00201	4.40E-08	1.49988	0.00012	0.00814	1.49E-08
0.08900	0.00892	9.10851	7.95E-05	6.97692	0.18998	2.79918	3.61E-02	16.32388	0.00918	0.05623	8.44E-05	1.49987	0.00013	0.00836	1.57E-08
0.09413	0.00231	2.39443	5.33E-06	0.68656	0.00060	0.08682	3.55E-07	0.16927	0.01318	8.44160	1.74E-04	1.49991	0.00009	0.00611	8.40E-09
0.09878	0.00207	2.13890	4.28E-06	1.38774	0.00378	0.27197	1.43E-05	0.63722	0.01137	1.81619	1.29E-04	1.49990	0.00004	0.00246	1.36E-09
0.10059	0.00376	3.88088	1.41E-05	2.09384	0.03539	1.71914	1.25E-03	1.41334	0.00486	0.34507	2.36E-05	1.49989	0.00011	0.00750	1.27E-08

0.10002	0.00326	3.36912	1.06E-05	2.80182	0.00595	0.21283	3.54E-05	2.51069	0.00659	0.26324	4.35E-05	1.49988	0.00012	0.00781	1.37E-08
0.09664	0.00027	0.27856	7.29E-08	4.20873	0.07361	1.78019	5.42E-03	5.63357	0.00114	0.02020	1.30E-06	1.49988	0.00012	0.00814	1.49E-08
0.09391	0.00301	3.10645	9.06E-06	5.62460	0.11786	2.14020	1.39E-02	10.00248	0.01535	0.15320	2.36E-04	1.49987	0.00013	0.00838	1.58E-08
0.09282	0.00408	4.20979	1.66E-05	7.07271	0.15942	2.30604	2.54E-02	15.63870	0.01440	0.09202	2.07E-04	1.49987	0.00013	0.00857	1.65E-08
0.09492	0.00049	0.51494	2.41E-07	0.70334	0.00927	1.30132	8.60E-05	0.16220	0.01264	8.45236	1.60E-04	1.49990	0.00009	0.00627	8.84E-09
0.09922	0.00343	3.57838	1.18E-05	1.41251	0.00491	0.34911	2.41E-05	0.60448	0.00463	0.77196	2.14E-05	1.49989	0.00011	0.00720	1.17E-08
0.10073	0.00503	5.25074	2.53E-05	2.12882	0.00833	0.38974	6.94E-05	1.34871	0.00114	0.08415	1.29E-06	1.49988	0.00012	0.00769	1.33E-08
0.10021	0.00420	4.37957	1.77E-05	2.84621	0.04782	1.70899	2.29E-03	2.39991	0.00021	0.00871	4.37E-08	1.49988	0.00012	0.00797	1.43E-08
0.09770	0.00165	1.71840	2.72E-06	4.27006	0.07932	1.89265	6.29E-03	5.39023	0.01038	0.19223	1.08E-04	1.49988	0.00012	0.00827	1.54E-08
0.09634	0.00033	0.34600	1.10E-07	5.70229	0.07374	1.31016	5.44E-03	9.57879	0.02255	0.23490	5.09E-04	1.49987	0.00013	0.00849	1.62E-08
0.09680	0.00087	0.90201	7.49E-07	7.16631	0.09966	1.41025	9.93E-03	14.99184	0.01047	0.06981	1.10E-04	1.49987	0.00013	0.00866	1.69E-08
0.09526	0.00158	1.68692	2.50E-06	0.71813	0.02004	2.71518	4.02E-04	0.15470	0.01127	7.85396	1.27E-04	1.49990	0.00010	0.00667	1.00E-08
0.09923	0.00388	4.06563	1.50E-05	1.43509	0.02089	1.47697	4.36E-04	0.57456	0.00023	0.04004	5.30E-08	1.49989	0.00011	0.00742	1.24E-08
0.10052	0.00542	5.69974	2.94E-05	2.16078	0.01336	0.62196	1.78E-04	1.28879	0.00517	0.39943	2.67E-05	1.49988	0.00012	0.00787	1.39E-08
0.10014	0.00535	5.64820	2.87E-05	2.88672	0.01616	0.55667	2.61E-04	2.29629	0.00424	0.18448	1.80E-05	1.49988	0.00012	0.00808	1.47E-08
0.09862	0.00337	3.54177	1.14E-05	4.32628	0.04862	1.13670	2.36E-03	5.16217	0.01443	0.27884	2.08E-04	1.49987	0.00013	0.00838	1.58E-08
0.09866	0.00357	3.75898	1.28E-05	5.77403	0.01997	0.34699	3.99E-04	9.18147	0.02143	0.23287	4.59E-04	1.49987	0.00013	0.00857	1.65E-08
0.10066	0.00560	5.89129	3.14E-05	7.25341	0.05546	0.77050	3.08E-03	14.38278	0.00279	0.01937	7.76E-06	1.49987	0.00013	0.00866	1.69E-08
0.09525	0.00147	1.56502	2.15E-06	0.73078	0.00066	0.08979	4.30E-07	0.14718	0.00961	6.98190	9.23E-05	1.49990	0.00010	0.00694	1.08E-08
0.09889	0.00505	5.37938	2.55E-05	1.45522	0.02258	1.52808	5.10E-04	0.54706	0.00391	0.70880	1.53E-05	1.49989	0.00011	0.00764	1.31E-08
0.10006	0.00563	5.96434	3.17E-05	2.18940	0.00325	0.14863	1.06E-05	1.23267	0.00745	0.60073	5.55E-05	1.49988	0.00012	0.00804	1.45E-08
0.09990	0.00539	5.70354	2.91E-05	2.92304	0.01844	0.63502	3.40E-04	2.19860	0.00650	0.29460	4.22E-05	1.49988	0.00012	0.00824	1.53E-08
0.09942	0.00518	5.49155	2.68E-05	4.37704	0.02269	0.51573	5.15E-04	4.94755	0.01454	0.29302	2.11E-04	1.49987	0.00013	0.00846	1.61E-08
0.10085	0.00654	6.93399	4.28E-05	5.83931	0.01822	0.31114	3.32E-04	8.80815	0.01334	0.15118	1.78E-04	1.49987	0.00013	0.00864	1.68E-08
0.10433	0.00979	10.35002	9.58E-05	7.33331	0.07371	1.01528	5.43E-03	13.80901	0.02518	0.18270	6.34E-04	1.49987	0.00013	0.00877	1.73E-08
0.09501	0.00203	2.17849	4.10E-06	0.74181	0.00819	1.09172	6.70E-05	0.13960	0.00768	5.82111	5.90E-05	1.49989	0.00011	0.00721	1.17E-08
0.09836	0.00507	5.43054	2.57E-05	1.47326	0.02210	1.47778	4.88E-04	0.52134	0.00694	1.31356	4.82E-05	1.49988	0.00012	0.00779	1.36E-08
0.09948	0.00593	6.33681	3.51E-05	2.21500	0.01970	0.88171	3.88E-04	1.17941	0.00951	0.79948	9.03E-05	1.49988	0.00012	0.00819	1.51E-08
0.09959	0.00592	6.32285	3.51E-05	2.95551	0.01850	0.62196	3.42E-04	2.10574	0.00810	0.38298	6.55E-05	1.49987	0.00013	0.00837	1.58E-08
0.10017	0.00663	7.08566	4.39E-05	4.42263	0.05684	1.26897	3.23E-03	4.74487	0.01161	0.24412	1.35E-04	1.49987	0.00012	0.00818	1.51E-08
0.10293	0.00922	9.83925	8.50E-05	5.89833	0.05018	0.84364	2.52E-03	8.45683	0.00065	0.00772	4.26E-07	1.49987	0.00013	0.00854	1.64E-08
0.10781	0.01402	14.94684	1.97E-04	7.40602	0.01154	0.15556	1.33E-04	13.26837	0.05549	0.41995	3.08E-03	1.49987	0.00013	0.00881	1.75E-08
0.09467	0.00167	1.79406	2.78E-06	0.75178	0.00423	0.56569	1.79E-05	0.13193	0.00550	4.35430	3.03E-05	1.49989	0.00011	0.00746	1.25E-08
0.09777	0.00397	4.23627	1.58E-05	1.48967	0.01137	0.76883	1.29E-04	0.49690	0.00950	1.87688	9.03E-05	1.49988	0.00012	0.00804	1.45E-08
0.09889	0.00537	5.73659	2.88E-05	2.23803	0.00544	0.24263	2.96E-05	1.12841	0.01127	0.98898	1.27E-04	1.49987	0.00012	0.00832	1.56E-08
0.09930	0.00582	6.23045	3.39E-05	2.98456	0.01544	0.51457	2.38E-04	2.01705	0.00928	0.45816	8.62E-05	1.49987	0.00013	0.00849	1.62E-08
0.10091	0.00743	7.94306	5.51E-05	4.46347	0.03653	0.81175	1.33E-03	4.55316	0.00647	0.14189	4.19E-05	1.49987	0.00013	0.00865	1.68E-08
0.10492	0.01143	12.22992	1.31E-04	5.95142	0.04858	0.80966	2.36E-03	8.12613	0.01974	0.24350	3.90E-04	1.49987	0.00013	0.00876	1.73E-08
0.11109	0.01761	18.83323	3.10E-04	7.47175	0.02824	0.37657	7.98E-04	12.75920	0.09282	0.73278	8.61E-03	1.49987	0.00013	0.00885	1.76E-08
0.10982	0.00375	3.30560	1.41E-05	0.72991	0.01182	1.64547	1.40E-04	0.14560	0.02044	12.30831	4.18E-04	1.49994	0.00005	0.00353	2.80E-09
0.11548	0.00073	0.63297	5.28E-07	1.42882	0.00839	0.59031	7.03E-05	0.65424	0.01059	1.59327	1.12E-04	1.49993	0.00007	0.00453	4.62E-09
0.11822	0.00315	2.73806	9.93E-06	2.13159	0.00896	0.42229	8.03E-05	1.48163	0.01451	0.96956	2.10E-04	1.49992	0.00008	0.00510	5.86E-09
0.11810	0.00210	1.81049	4.41E-06	2.83752	0.07941	2.87929	6.31E-03	2.65051	0.00956	0.35955	9.15E-05	1.49992	0.00008	0.00540	6.56E-09

0.11419	0.00165	1.42785	2.74E-06	4.24178	0.07954	1.91097	6.33E-03	5.98004	0.00599	0.10009	3.59E-05	1.49991	0.00009	0.00579	7.53E-09
0.10936	0.00640	5.52569	4.09E-05	5.65230	0.08571	1.53979	7.35E-03	10.63337	0.00872	0.08193	7.60E-05	1.49991	0.00009	0.00608	8.31E-09
0.10510	0.01062	9.17422	1.13E-04	7.08988	0.11935	1.71225	1.42E-02	16.61528	0.01296	0.07795	1.68E-04	1.49990	0.00010	0.00635	9.08E-09
0.10990	0.00377	3.31705	1.42E-05	0.71365	0.00136	0.19053	1.84E-06	0.15900	0.00171	1.06112	2.91E-06	1.49993	0.00007	0.00474	5.05E-09
0.11516	0.00046	0.40283	2.13E-07	1.41858	0.01001	0.71042	1.00E-04	0.64393	0.00045	0.06968	2.01E-07	1.49992	0.00008	0.00555	6.92E-09
0.11741	0.00245	2.13283	6.01E-06	2.12976	0.02502	1.18891	6.26E-04	1.44397	0.00413	0.28543	1.71E-05	1.49991	0.00009	0.00604	8.21E-09
0.11703	0.00238	2.07445	5.66E-06	2.84353	0.00917	0.32336	8.40E-05	2.57394	0.00065	0.02525	4.23E-07	1.49990	0.00010	0.00640	9.23E-09
0.11322	0.00138	1.20012	1.89E-06	4.26164	0.00178	0.04174	3.16E-06	5.79076	0.00234	0.04033	5.46E-06	1.49990	0.00010	0.00676	1.03E-08
0.10898	0.00581	5.06068	3.37E-05	5.68519	0.03318	0.58712	1.10E-03	10.29016	0.00884	0.08579	7.81E-05	1.49989	0.00011	0.00702	1.11E-08
0.10564	0.00927	8.06509	8.59E-05	7.13501	0.09083	1.28950	8.25E-03	16.08328	0.00904	0.05617	8.17E-05	1.49989	0.00011	0.00733	1.21E-08
0.11008	0.00360	3.16598	1.30E-05	0.70332	0.00138	0.19590	1.91E-06	0.16704	0.01281	8.30303	1.64E-04	1.49991	0.00009	0.00574	7.41E-09
0.11480	0.00091	0.80058	8.31E-07	1.41613	0.01087	0.76164	1.18E-04	0.62651	0.00890	1.44076	7.92E-05	1.49990	0.00005	0.00318	2.28E-09
0.11650	0.00278	2.44314	7.72E-06	2.13752	0.02061	0.95490	4.25E-04	1.39506	0.00512	0.36856	2.62E-05	1.49989	0.00011	0.00700	1.10E-08
0.11590	0.00266	2.34501	7.05E-06	2.86073	0.04360	1.50120	1.90E-03	2.47920	0.00768	0.31063	5.89E-05	1.49989	0.00011	0.00729	1.19E-08
0.11241	0.00130	1.14609	1.70E-06	4.29589	0.01909	0.44238	3.64E-04	5.56299	0.00146	0.02625	2.13E-06	1.49989	0.00011	0.00760	1.30E-08
0.10913	0.00479	4.20780	2.30E-05	5.73585	0.01066	0.18612	1.14E-04	9.87939	0.00781	0.07895	6.09E-05	1.49988	0.00012	0.00789	1.40E-08
0.10714	0.00650	5.72352	4.23E-05	7.20145	0.00354	0.04908	1.25E-05	15.44497	0.00398	0.02578	1.59E-05	1.49988	0.00012	0.00811	1.48E-08
0.11097	0.00260	2.28978	6.76E-06	0.71358	0.01688	2.42295	2.85E-04	0.15792	0.00994	6.71625	9.88E-05	1.49991	0.00009	0.00616	8.55E-09
0.11509	0.00304	2.71179	9.23E-06	1.43393	0.04463	3.01844	1.99E-03	0.59601	0.00303	0.51115	9.19E-06	1.49990	0.00009	0.00583	7.65E-09
0.11629	0.00356	3.15374	1.26E-05	2.16452	0.02840	1.29510	8.07E-04	1.33564	0.00078	0.05828	6.05E-07	1.49989	0.00011	0.00736	1.22E-08
0.11554	0.00248	2.19021	6.13E-06	2.89615	0.01106	0.38054	1.22E-04	2.37685	0.00368	0.15516	1.36E-05	1.49989	0.00011	0.00755	1.28E-08
0.11252	0.00008	0.07281	6.72E-09	4.34681	0.05595	1.27084	3.13E-03	5.33602	0.00409	0.07660	1.67E-05	1.49988	0.00012	0.00791	1.41E-08
0.11033	0.00221	1.96559	4.89E-06	5.80204	0.07611	1.29484	5.79E-03	9.48003	0.01344	0.14162	1.81E-04	1.49988	0.00012	0.00817	1.50E-08
0.10980	0.00289	2.56816	8.38E-06	7.28260	0.04422	0.60356	1.96E-03	14.82857	0.00546	0.03680	2.98E-05	1.49987	0.00013	0.00838	1.58E-08
0.11159	0.00104	0.92476	1.08E-06	0.72769	0.00767	1.04350	5.89E-05	0.14626	0.00425	2.99150	1.80E-05	1.49990	0.00010	0.00645	9.37E-09
0.11510	0.00371	3.32977	1.38E-05	1.45516	0.04127	2.75813	1.70E-03	0.56599	0.00361	0.63344	1.30E-05	1.49989	0.00011	0.00712	1.14E-08
0.11588	0.00334	2.96983	1.12E-05	2.19394	0.01065	0.48326	1.14E-04	1.27842	0.00329	0.25657	1.08E-05	1.49989	0.00011	0.00756	1.28E-08
0.11507	0.00363	3.25434	1.32E-05	2.93302	0.06698	2.23277	4.49E-03	2.27898	0.00014	0.00593	1.83E-08	1.49988	0.00012	0.00778	1.36E-08
0.11266	0.00109	0.97721	1.19E-06	4.39767	0.09224	2.05442	8.51E-03	5.12075	0.00747	0.14566	5.58E-05	1.49988	0.00012	0.00774	1.35E-08
0.11167	0.00024	0.21090	5.52E-08	5.86699	0.13301	2.21691	1.77E-02	9.10221	0.01479	0.16227	2.19E-04	1.49988	0.00011	0.00762	1.31E-08
0.11264	0.00106	0.94940	1.12E-06	7.36158	0.12174	1.62680	1.48E-02	14.24418	0.00126	0.00885	1.59E-06	1.49987	0.00013	0.00850	1.62E-08
0.11174	0.00048	0.43352	2.33E-07	0.74094	0.00906	1.20858	8.22E-05	0.13660	0.00012	0.08911	1.48E-08	1.49990	0.00010	0.00672	1.02E-08
0.11467	0.00248	2.21174	6.16E-06	1.47501	0.00641	0.43296	4.11E-05	0.54004	0.00700	1.27983	4.90E-05	1.49989	0.00011	0.00717	1.16E-08
0.11511	0.00346	3.09643	1.20E-05	2.22101	0.02899	1.28858	8.41E-04	1.22638	0.00486	0.39508	2.37E-05	1.49988	0.00012	0.00773	1.34E-08
0.11433	0.00260	2.32576	6.75E-06	2.96664	0.03336	1.11209	1.11E-03	2.18807	0.00082	0.03749	6.73E-07	1.49988	0.00012	0.00793	1.42E-08
0.11266	0.00096	0.85669	9.16E-07	4.44387	0.05613	1.24734	3.15E-03	4.91883	0.00683	0.13857	4.66E-05	1.49988	0.00012	0.00819	1.51E-08
0.11293	0.00123	1.09786	1.50E-06	5.92608	0.07392	1.23205	5.46E-03	8.74700	0.00992	0.11326	9.84E-05	1.49987	0.00013	0.00840	1.59E-08
0.11540	0.00369	3.30731	1.36E-05	7.43372	0.06628	0.88375	4.39E-03	13.69278	0.01004	0.07337	1.01E-04	1.49987	0.00013	0.00858	1.66E-08
0.11149	0.00026	0.23075	6.65E-08	0.75298	0.00298	0.39694	8.86E-06	0.12966	0.00158	1.20606	2.51E-06	1.49990	0.00010	0.00698	1.10E-08
0.11388	0.00198	1.76651	3.91E-06	1.49306	0.00694	0.46237	4.81E-05	0.51815	0.00739	1.40658	5.46E-05	1.49989	0.00011	0.00757	1.29E-08
0.11409	0.00207	1.84535	4.27E-06	2.24529	0.00471	0.20918	2.22E-05	1.17913	0.00365	0.30859	1.33E-05	1.49988	0.00012	0.00790	1.40E-08
0.11341	0.00137	1.22018	1.87E-06	2.99660	0.00340	0.11341	1.16E-05	2.10349	0.00031	0.01484	9.74E-08	1.49988	0.00012	0.00808	1.47E-08
0.11259	0.00056	0.49739	3.10E-07	4.48498	0.01502	0.33388	2.26E-04	4.72916	0.00343	0.07240	1.17E-05	1.49988	0.00012	0.00831	1.55E-08

0.11412	0.00209	1.86515	4.37E-06	5.97881	0.02119	0.35315	4.49E-04	8.41293	0.00060	0.00712	3.59E-07	1.49987	0.00013	0.00849	1.62E-08
0.11806	0.00602	5.37517	3.63E-05	7.49836	0.00164	0.02191	2.70E-06	13.17286	0.02655	0.20193	7.05E-04	1.49987	0.00013	0.00865	1.68E-08
0.11097	0.00121	1.07721	1.46E-06	0.76418	0.01418	1.89055	2.01E-04	0.12538	0.00080	0.63374	6.39E-07	1.49989	0.00011	0.00723	1.18E-08
0.11289	0.00055	0.48975	3.03E-07	1.50958	0.00958	0.63891	9.18E-05	0.49972	0.00554	1.09649	3.07E-05	1.49988	0.00012	0.00777	1.36E-08
0.11296	0.00057	0.50298	3.20E-07	2.26708	0.01708	0.75898	2.92E-04	1.13585	0.00123	0.10860	1.53E-06	1.49988	0.00012	0.00806	1.46E-08
0.11245	0.00004	0.03392	1.45E-09	3.02320	0.02320	0.77321	5.38E-04	2.02433	0.00268	0.13239	7.16E-06	1.49988	0.00012	0.00822	1.52E-08
0.11252	0.00010	0.09336	1.10E-08	4.52127	0.02127	0.47270	4.52E-04	4.55058	0.00166	0.03640	2.74E-06	1.49987	0.00013	0.00841	1.59E-08
0.11530	0.00289	2.56705	8.33E-06	6.02540	0.02540	0.42335	6.45E-04	8.09862	0.01153	0.14254	1.33E-04	1.49987	0.00013	0.00858	1.66E-08
0.12062	0.00821	7.30090	6.74E-05	7.55558	0.05558	0.74106	3.09E-03	12.68299	0.04664	0.36911	2.18E-03	1.49987	0.00013	0.00871	1.71E-08
0.11031	0.00223	1.97894	4.96E-06	0.77495	0.02495	3.32681	6.23E-04	0.12346	0.00220	1.81284	4.83E-06	1.49989	0.00011	0.00748	1.26E-08
0.11183	0.00090	0.79419	8.02E-07	1.52491	0.02491	1.66073	6.21E-04	0.48410	0.00170	0.34909	2.88E-06	1.49988	0.00012	0.00797	1.43E-08
0.11185	0.00096	0.85328	9.27E-07	2.28672	0.03672	1.63190	1.35E-03	1.09586	0.00226	0.20683	5.12E-06	1.49988	0.00012	0.00821	1.52E-08
0.11157	0.00126	1.12006	1.60E-06	3.04682	0.04682	1.56056	2.19E-03	1.94990	0.00557	0.28639	3.10E-05	1.49987	0.00013	0.00835	1.57E-08
0.11254	0.00029	0.25905	8.54E-08	4.55314	0.05314	1.18083	2.82E-03	4.38232	0.00733	0.16764	5.38E-05	1.49987	0.00013	0.00852	1.63E-08
0.11650	0.00367	3.25149	1.35E-05	6.06617	0.06617	1.10292	4.38E-03	7.80306	0.02529	0.32522	6.40E-04	1.49987	0.00013	0.00865	1.68E-08
0.12311	0.01027	9.10361	1.06E-04	7.60562	0.10562	1.40824	1.12E-02	12.22205	0.06892	0.56706	4.75E-03	1.49987	0.00013	0.00876	1.73E-08
0.15169	0.00191	1.24632	3.67E-06	0.78834	0.03834	5.11152	1.47E-03	0.15263	0.00840	5.82758	7.06E-05	1.49994	0.00006	0.00381	3.27E-09
0.15640	0.00218	1.41588	4.77E-06	1.52258	0.02258	1.50517	5.10E-04	0.57963	0.00216	0.37443	4.68E-06	1.49993	0.00007	0.00439	4.33E-09
0.15843	0.00425	2.75402	1.80E-05	2.27250	0.02250	1.00002	5.06E-04	1.30029	0.00020	0.01528	3.94E-08	1.49993	0.00007	0.00469	4.95E-09
0.15894	0.00481	3.12366	2.32E-05	3.02371	0.02371	0.79045	5.62E-04	2.31002	0.00152	0.06577	2.31E-06	1.49993	0.00007	0.00485	5.28E-09
0.15857	0.00441	2.85968	1.94E-05	4.50994	0.00994	0.22098	9.89E-05	5.18682	0.01412	0.27140	1.99E-04	1.49992	0.00008	0.00506	5.76E-09
0.15804	0.00389	2.52196	1.51E-05	5.98898	0.01102	0.18361	1.21E-04	9.23142	0.01532	0.16570	2.35E-04	1.49992	0.00008	0.00530	6.32E-09
0.15776	0.00360	2.33313	1.29E-05	7.47292	0.02708	0.36108	7.33E-04	14.45337	0.00550	0.03804	3.02E-05	1.49992	0.00008	0.00558	7.00E-09
0.15228	0.00210	1.35944	4.40E-06	0.76529	0.01529	2.03846	2.34E-04	0.15026	0.01017	7.26234	1.04E-04	1.49993	0.00007	0.00475	5.09E-09
0.15630	0.00167	1.07993	2.79E-06	1.50279	0.00279	0.18608	7.79E-06	0.56581	0.00489	0.87251	2.40E-05	1.49992	0.00008	0.00530	6.32E-09
0.15781	0.00303	1.95887	9.19E-06	2.25612	0.00612	0.27187	3.74E-05	1.26702	0.00472	0.37403	2.23E-05	1.49992	0.00008	0.00558	7.02E-09
0.15800	0.00324	2.09256	1.05E-05	3.01026	0.01026	0.34203	1.05E-04	2.24788	0.00365	0.16280	1.33E-05	1.49991	0.00009	0.00574	7.41E-09
0.15737	0.00260	1.68102	6.77E-06	4.50211	0.00211	0.04692	4.46E-06	5.04205	0.00778	0.15401	6.05E-05	1.49991	0.00009	0.00597	8.01E-09
0.15699	0.00223	1.44017	4.97E-06	5.98692	0.01308	0.21805	1.71E-04	8.97025	0.00768	0.08554	5.90E-05	1.49991	0.00009	0.00623	8.72E-09
0.15728	0.00251	1.62470	6.32E-06	7.47639	0.02361	0.31486	5.58E-04	14.03940	0.01116	0.07954	1.24E-04	1.49990	0.00010	0.00651	9.55E-09
0.15271	0.00257	1.65487	6.60E-06	0.73838	0.01162	1.54883	1.35E-04	0.14887	0.01380	10.21446	1.90E-04	1.49991	0.00009	0.00584	7.67E-09
0.15587	0.00033	0.21053	1.07E-07	1.47968	0.02032	1.35453	4.13E-04	0.55172	0.01087	2.00961	1.18E-04	1.49990	0.00010	0.00634	9.03E-09
0.15676	0.00114	0.73517	1.31E-06	2.23669	0.01331	0.59169	1.77E-04	1.22987	0.01271	1.04398	1.61E-04	1.49990	0.00010	0.00659	9.77E-09
0.15657	0.00101	0.64784	1.02E-06	2.99399	0.00601	0.20020	3.61E-05	2.17647	0.01251	0.57809	1.56E-04	1.49990	0.00010	0.00673	1.02E-08
0.15572	0.00016	0.09990	2.42E-08	4.49207	0.00793	0.17617	6.29E-05	4.87258	0.00294	0.06040	8.65E-06	1.49990	0.00010	0.00696	1.09E-08
0.15567	0.00012	0.07653	1.42E-08	5.98338	0.01662	0.27699	2.76E-04	8.66173	0.00435	0.05029	1.90E-05	1.49989	0.00011	0.00722	1.17E-08
0.15687	0.00131	0.84263	1.72E-06	7.47915	0.02085	0.27794	4.35E-04	13.54653	0.01931	0.14278	3.73E-04	1.49989	0.00011	0.00749	1.26E-08
0.15415	0.00196	1.25679	3.85E-06	0.73580	0.01420	1.89385	2.02E-04	0.13166	0.00144	1.10347	2.06E-06	1.49991	0.00009	0.00628	8.88E-09
0.15644	0.00016	0.09974	2.43E-08	1.47993	0.02007	1.33809	4.03E-04	0.52355	0.00171	0.32823	2.93E-06	1.49990	0.00010	0.00674	1.02E-08
0.15671	0.00029	0.18724	8.58E-08	2.23940	0.01060	0.47098	1.12E-04	1.18012	0.00554	0.47136	3.07E-05	1.49990	0.00010	0.00697	1.09E-08
0.15617	0.00022	0.13924	4.74E-08	2.99874	0.00126	0.04186	1.58E-06	2.09459	0.00649	0.31079	4.21E-05	1.49989	0.00011	0.00711	1.14E-08
0.15515	0.00123	0.78944	1.52E-06	4.50095	0.00095	0.02117	9.07E-07	4.69848	0.00032	0.00672	9.96E-08	1.49989	0.00011	0.00733	1.21E-08
0.15556	0.00083	0.52833	6.83E-07	5.99671	0.00329	0.05480	1.08E-05	8.35593	0.00238	0.02854	5.68E-06	1.49989	0.00011	0.00758	1.29E-08

0.15780	0.00141	0.90164	1.99E-06	7.49679	0.00321	0.04276	1.03E-05	13.06449	0.01212	0.09282	1.47E-04	1.49988	0.00012	0.00784	1.38E-08
0.15559	0.00116	0.73765	1.34E-06	0.74002	0.00998	1.33114	9.97E-05	0.11407	0.01163	9.25510	1.35E-04	1.49990	0.00010	0.00652	9.56E-09
0.15700	0.00023	0.14719	5.36E-08	1.48595	0.01405	0.93664	1.97E-04	0.49620	0.00776	1.53937	6.02E-05	1.49990	0.00010	0.00694	1.08E-08
0.15670	0.00056	0.35718	3.16E-07	2.24669	0.00331	0.14708	1.10E-05	1.13234	0.00183	0.16133	3.35E-06	1.49989	0.00011	0.00715	1.15E-08
0.15585	0.00141	0.89534	1.98E-06	3.00694	0.00694	0.23134	4.82E-05	2.01644	0.00008	0.00414	6.95E-09	1.49989	0.00011	0.00728	1.19E-08
0.15476	0.00251	1.59425	6.29E-06	4.51114	0.01114	0.24766	1.24E-04	4.53310	0.00410	0.09045	1.68E-05	1.49989	0.00011	0.00751	1.27E-08
0.15575	0.00150	0.95605	2.26E-06	6.00924	0.00924	0.15399	8.54E-05	8.06552	0.00094	0.01162	8.78E-07	1.49988	0.00012	0.00775	1.35E-08
0.15915	0.00190	1.20638	3.60E-06	7.51155	0.01155	0.15394	1.33E-04	12.60586	0.00185	0.01465	3.41E-06	1.49988	0.00012	0.00800	1.44E-08
0.15665	0.00113	0.71646	1.28E-06	0.74392	0.00608	0.81112	3.70E-05	0.10248	0.01914	15.73888	3.66E-04	1.49990	0.00010	0.00673	1.02E-08
0.15723	0.00082	0.52082	6.78E-07	1.49070	0.00930	0.61974	8.64E-05	0.47550	0.01152	2.36619	1.33E-04	1.49989	0.00011	0.00711	1.14E-08
0.15641	0.00175	1.10883	3.08E-06	2.25165	0.00165	0.07321	2.71E-06	1.09196	0.00410	0.37385	1.68E-05	1.49989	0.00011	0.00730	1.20E-08
0.15531	0.00284	1.79349	8.04E-06	3.01180	0.01180	0.39349	1.39E-04	1.94700	0.00172	0.08823	2.96E-06	1.49989	0.00011	0.00743	1.24E-08
0.15429	0.00386	2.44203	1.49E-05	4.51607	0.01607	0.35708	2.58E-04	4.38055	0.00465	0.10607	2.16E-05	1.49989	0.00011	0.00765	1.32E-08
0.15599	0.00214	1.35338	4.58E-06	6.01454	0.01454	0.24234	2.11E-04	7.79403	0.00201	0.02581	4.05E-06	1.49988	0.00012	0.00789	1.40E-08
0.16065	0.00251	1.58440	6.28E-06	7.51713	0.01713	0.22834	2.93E-04	12.17408	0.00731	0.06000	5.34E-05	1.49988	0.00012	0.00812	1.48E-08
0.15733	0.00141	0.88697	1.98E-06	0.74624	0.00376	0.50086	1.41E-05	0.09794	0.01972	16.76030	3.89E-04	1.49990	0.00010	0.00693	1.08E-08
0.15716	0.00186	1.17240	3.48E-06	1.49297	0.00703	0.46860	4.94E-05	0.46204	0.00912	1.93579	8.32E-05	1.49989	0.00011	0.00727	1.19E-08
0.15590	0.00319	2.00381	1.02E-05	2.25313	0.00313	0.13916	9.80E-06	1.05928	0.00109	0.10233	1.18E-06	1.49989	0.00011	0.00746	1.25E-08
0.15462	0.00440	2.76807	1.94E-05	3.01226	0.01226	0.40851	1.50E-04	1.88628	0.00097	0.05160	9.46E-07	1.49989	0.00011	0.00758	1.29E-08
0.15382	0.00521	3.27531	2.71E-05	4.51471	0.01471	0.32689	2.16E-04	4.24032	0.00210	0.04956	4.42E-06	1.49988	0.00012	0.00779	1.37E-08
0.15637	0.00266	1.67312	7.08E-06	6.01164	0.01164	0.19408	1.36E-04	7.54067	0.00152	0.02010	2.30E-06	1.49988	0.00012	0.00801	1.44E-08
0.16234	0.00330	2.07319	1.09E-05	7.51260	0.01260	0.16802	1.59E-04	11.76846	0.01626	0.13795	2.64E-04	1.49988	0.00012	0.00822	1.52E-08
0.15771	0.00190	1.19056	3.61E-06	0.74674	0.00326	0.43466	1.06E-05	0.10025	0.01356	11.91152	1.84E-04	1.49989	0.00011	0.00713	1.14E-08
0.15689	0.00297	1.85935	8.83E-06	1.49254	0.00746	0.49760	5.57E-05	0.45530	0.00110	0.23999	1.20E-06	1.49989	0.00011	0.00744	1.25E-08
0.15530	0.00468	2.92563	2.19E-05	2.25099	0.00099	0.04419	9.89E-07	1.03352	0.00646	0.62912	4.18E-05	1.49989	0.00011	0.00761	1.30E-08
0.15393	0.00595	3.72374	3.54E-05	3.00819	0.00819	0.27312	6.71E-05	1.83331	0.00724	0.39630	5.24E-05	1.49988	0.00012	0.00772	1.34E-08
0.15350	0.00643	4.01796	4.13E-05	4.50703	0.00703	0.15617	4.94E-05	4.11112	0.00214	0.05209	4.58E-06	1.49988	0.00012	0.00793	1.41E-08
0.15699	0.00293	1.83490	8.61E-06	6.00055	0.00055	0.00921	3.06E-07	7.30406	0.00086	0.01175	7.37E-07	1.49988	0.00012	0.00813	1.49E-08
0.16429	0.00436	2.72486	1.90E-05	7.49803	0.00197	0.02627	3.88E-06	11.38775	0.02632	0.23056	6.93E-04	1.49988	0.00012	0.00830	1.55E-08
0.15791	0.00240	1.49687	5.76E-06	0.74524	0.00476	0.63519	2.27E-05	0.10876	0.00172	1.55542	2.95E-06	1.49989	0.00011	0.00733	1.21E-08
0.15655	0.00420	2.61271	1.76E-05	1.48929	0.01071	0.71417	1.15E-04	0.45434	0.01184	2.67474	1.40E-04	1.49989	0.00011	0.00761	1.30E-08
0.15474	0.00610	3.79483	3.73E-05	2.24520	0.00480	0.21332	2.30E-05	1.01364	0.01760	1.76652	3.10E-04	1.49988	0.00012	0.00776	1.36E-08
0.15338	0.00738	4.59127	5.45E-05	2.99964	0.00036	0.01208	1.31E-07	1.78689	0.01598	0.90253	2.55E-04	1.49988	0.00012	0.00787	1.39E-08
0.15347	0.00733	4.55842	5.37E-05	4.49311	0.00689	0.15304	4.74E-05	3.99161	0.00675	0.16951	4.56E-05	1.49988	0.00012	0.00805	1.46E-08
0.15795	0.00284	1.76565	8.06E-06	5.98143	0.01857	0.30953	3.45E-04	7.08290	0.00128	0.01804	1.63E-06	1.49988	0.00012	0.00823	1.52E-08
0.16655	0.00576	3.58177	3.32E-05	7.47367	0.02633	0.35100	6.93E-04	11.03080	0.03854	0.34813	1.49E-03	1.49987	0.00013	0.00838	1.58E-08
0.24125	0.00096	0.39596	9.20E-07	0.74847	0.00153	0.20368	2.33E-06	0.11157	0.00026	0.22908	6.56E-08	1.49998	0.00002	0.00158	5.65E-10
0.24224	0.00018	0.07333	3.16E-08	1.48872	0.01128	0.75215	1.27E-04	0.46202	0.01393	3.10806	1.94E-04	1.49998	0.00002	0.00156	5.47E-10
0.24270	0.00045	0.18516	2.01E-07	2.24431	0.00569	0.25307	3.24E-05	1.01960	0.01105	1.09559	1.22E-04	1.49998	0.00002	0.00144	4.69E-10
0.24331	0.00101	0.41803	1.03E-06	3.00190	0.00190	0.06344	3.62E-06	1.79280	0.00015	0.00854	2.35E-08	1.49998	0.00002	0.00131	3.86E-10
0.24599	0.00371	1.53274	1.38E-05	4.50879	0.00879	0.19531	7.72E-05	4.02144	0.01321	0.32741	1.74E-04	1.49998	0.00002	0.00109	2.67E-10
0.25066	0.00838	3.45835	7.02E-05	6.01404	0.01404	0.23408	1.97E-04	7.17646	0.00365	0.05086	1.33E-05	1.49999	0.00001	0.00097	2.12E-10
0.25646	0.01417	5.84775	2.01E-04	7.52206	0.02206	0.29414	4.87E-04	11.21726	0.00980	0.08740	9.60E-05	1.49999	0.00001	0.00095	2.03E-10

0.24253	0.00072	0.29404	5.12E-07	0.75726	0.00726	0.96799	5.27E-05	0.10430	0.00517	4.72571	2.68E-05	1.49997	0.00003	0.00205	9.41E-10
0.24324	0.00055	0.22705	3.06E-07	1.49693	0.00307	0.20476	9.43E-06	0.44717	0.00884	2.01717	7.82E-05	1.49997	0.00003	0.00201	9.12E-10
0.24345	0.00030	0.12495	9.28E-08	2.25086	0.00086	0.03820	7.39E-07	0.99146	0.00504	0.51098	2.54E-05	1.49997	0.00003	0.00190	8.16E-10
0.24383	0.00004	0.01626	1.57E-09	3.00628	0.00628	0.20948	3.95E-05	1.74695	0.00680	0.38784	4.63E-05	1.49997	0.00003	0.00178	7.16E-10
0.24595	0.00217	0.89166	4.72E-06	4.50850	0.00850	0.18880	7.22E-05	3.92803	0.01831	0.46385	3.35E-04	1.49998	0.00002	0.00160	5.76E-10
0.25000	0.00624	2.55789	3.89E-05	6.00997	0.00997	0.16611	9.93E-05	7.01660	0.00059	0.00846	3.52E-07	1.49998	0.00002	0.00153	5.24E-10
0.25523	0.01145	4.69778	1.31E-04	7.51632	0.01632	0.21755	2.66E-04	10.96588	0.00325	0.02964	1.06E-05	1.49998	0.00002	0.00155	5.43E-10
0.24319	0.00178	0.72669	3.17E-06	0.74705	0.00295	0.39389	8.73E-06	0.11283	0.00624	5.85473	3.89E-05	1.49996	0.00004	0.00299	2.01E-09
0.24359	0.00216	0.88063	4.68E-06	1.48607	0.01393	0.92877	1.94E-04	0.44684	0.02001	4.68725	4.00E-04	1.49996	0.00004	0.00294	1.95E-09
0.24355	0.00202	0.82285	4.08E-06	2.23819	0.01181	0.52501	1.40E-04	0.97571	0.01495	1.55598	2.23E-04	1.49996	0.00004	0.00284	1.81E-09
0.24363	0.00195	0.79227	3.79E-06	2.99126	0.00874	0.29141	7.64E-05	1.71074	0.00245	0.14370	6.03E-06	1.49996	0.00004	0.00273	1.67E-09
0.24501	0.00056	0.22798	3.13E-07	4.48845	0.01155	0.25660	1.33E-04	3.83687	0.00690	0.17957	4.76E-05	1.49996	0.00004	0.00258	1.49E-09
0.24825	0.00266	1.08341	7.08E-06	5.98606	0.01394	0.23235	1.94E-04	6.84824	0.01466	0.21457	2.15E-04	1.49996	0.00004	0.00254	1.45E-09
0.25272	0.00713	2.90267	5.08E-05	7.49122	0.00878	0.11708	7.71E-05	10.69014	0.01254	0.11741	1.57E-04	1.49996	0.00004	0.00261	1.53E-09
0.24532	0.00201	0.81150	4.03E-06	0.75339	0.00339	0.45209	1.15E-05	0.10610	0.00222	2.13620	4.92E-06	1.49995	0.00005	0.00332	2.48E-09
0.24547	0.00196	0.79219	3.84E-06	1.49202	0.00798	0.53184	6.36E-05	0.43217	0.01567	3.76320	2.46E-04	1.49995	0.00005	0.00327	2.40E-09
0.24516	0.00215	0.86765	4.60E-06	2.24280	0.00720	0.31992	5.18E-05	0.94719	0.00997	1.06375	9.94E-05	1.49995	0.00005	0.00316	2.25E-09
0.24493	0.00240	0.96924	5.75E-06	2.99409	0.00591	0.19707	3.50E-05	1.66379	0.00258	0.15483	6.66E-06	1.49995	0.00005	0.00307	2.11E-09
0.24552	0.00182	0.73602	3.31E-06	4.48739	0.01261	0.28015	1.59E-04	3.74016	0.00935	0.24931	8.74E-05	1.49996	0.00004	0.00294	1.95E-09
0.24784	0.00049	0.19950	2.44E-07	5.98205	0.01795	0.29917	3.22E-04	6.68087	0.01495	0.22433	2.24E-04	1.49996	0.00004	0.00294	1.95E-09
0.25152	0.00417	1.68576	1.74E-05	7.48668	0.01332	0.17758	1.77E-04	10.42310	0.00736	0.07069	5.42E-05	1.49995	0.00005	0.00305	2.09E-09
0.24834	0.00027	0.10735	7.12E-08	0.76509	0.01509	2.01184	2.28E-04	0.09269	0.00893	8.78313	7.97E-05	1.49995	0.00005	0.00330	2.45E-09
0.24823	0.00082	0.32806	6.68E-07	1.50373	0.00373	0.24838	1.39E-05	0.41209	0.00515	1.26553	2.65E-05	1.49995	0.00005	0.00324	2.37E-09
0.24764	0.00132	0.53166	1.75E-06	2.25378	0.00378	0.16817	1.43E-05	0.91505	0.00070	0.07636	4.89E-07	1.49995	0.00005	0.00315	2.24E-09
0.24706	0.00197	0.79175	3.89E-06	3.00398	0.00398	0.13269	1.58E-05	1.61542	0.01271	0.78074	1.62E-04	1.49995	0.00005	0.00307	2.12E-09
0.24675	0.00228	0.91492	5.19E-06	4.49465	0.00535	0.11894	2.86E-05	3.64734	0.01613	0.44016	2.60E-04	1.49996	0.00004	0.00299	2.01E-09
0.24808	0.00095	0.38001	8.96E-07	5.98716	0.01284	0.21393	1.65E-04	6.52375	0.01069	0.16416	1.14E-04	1.49995	0.00005	0.00303	2.07E-09
0.25092	0.00189	0.76008	3.58E-06	7.49160	0.00840	0.11196	7.05E-05	10.17368	0.00321	0.03153	1.03E-05	1.49995	0.00005	0.00317	2.26E-09
0.25149	0.00156	0.62320	2.43E-06	0.76945	0.01945	2.59390	3.78E-04	0.08308	0.01630	16.39783	2.66E-04	1.49995	0.00005	0.00322	2.34E-09
0.25112	0.00035	0.14000	1.23E-07	1.50904	0.00904	0.60267	8.17E-05	0.39698	0.00126	0.31617	1.59E-06	1.49995	0.00005	0.00317	2.26E-09
0.25023	0.00030	0.11902	8.89E-08	2.25952	0.00952	0.42295	9.06E-05	0.88954	0.00675	0.75337	4.56E-05	1.49995	0.00005	0.00309	2.15E-09
0.24927	0.00134	0.53637	1.81E-06	3.00980	0.00980	0.32663	9.60E-05	1.57566	0.01787	1.12159	3.19E-04	1.49995	0.00005	0.00303	2.07E-09
0.24799	0.00261	1.04110	6.81E-06	4.49987	0.00013	0.00285	1.64E-08	3.56772	0.01796	0.50098	3.23E-04	1.49996	0.00004	0.00299	2.01E-09
0.24829	0.00232	0.92639	5.39E-06	5.99160	0.00840	0.14002	7.06E-05	6.38525	0.01071	0.16794	1.15E-04	1.49995	0.00005	0.00307	2.13E-09
0.25032	0.00028	0.11316	8.04E-08	7.49650	0.00350	0.04669	1.23E-05	9.94923	0.01128	0.11329	1.27E-04	1.49995	0.00005	0.00325	2.38E-09
0.25457	0.00278	1.10581	7.75E-06	0.76414	0.01414	1.88492	2.00E-04	0.07972	0.01775	18.21202	3.15E-04	1.49995	0.00005	0.00316	2.24E-09
0.25393	0.00174	0.68831	3.01E-06	1.50599	0.00599	0.39959	3.59E-05	0.38925	0.00118	0.30323	1.40E-06	1.49995	0.00005	0.00311	2.18E-09
0.25273	0.00074	0.29361	5.47E-07	2.25836	0.00836	0.37174	7.00E-05	0.87294	0.00585	0.66624	3.43E-05	1.49995	0.00005	0.00305	2.10E-09
0.25136	0.00068	0.26973	4.62E-07	3.01020	0.01020	0.33994	1.04E-04	1.54656	0.01592	1.01914	2.54E-04	1.49995	0.00005	0.00301	2.04E-09
0.24909	0.00297	1.17808	8.82E-06	4.50215	0.00215	0.04783	4.63E-06	3.50270	0.01301	0.36994	1.69E-04	1.49995	0.00005	0.00301	2.04E-09
0.24837	0.00369	1.46254	1.36E-05	5.99466	0.00534	0.08905	2.85E-05	6.26589	0.01553	0.24841	2.41E-04	1.49995	0.00005	0.00313	2.21E-09
0.24967	0.00239	0.94794	5.71E-06	7.50071	0.00071	0.00949	5.07E-07	9.74947	0.01678	0.17184	2.82E-04	1.49995	0.00005	0.00333	2.50E-09
0.25750	0.00451	1.78116	2.03E-05	0.74951	0.00049	0.06548	2.41E-07	0.08327	0.01251	13.05762	1.56E-04	1.49995	0.00005	0.00311	2.18E-09

0.25658	0.00314	1.23723	9.83E-06	1.49519	0.00481	0.32055	2.31E-05	0.38949	0.00590	1.53763	3.48E-05	1.49995	0.00005	0.00308	2.13E-09
0.25504	0.00172	0.68058	2.97E-06	2.25112	0.00112	0.04985	1.26E-06	0.86567	0.00248	0.28733	6.15E-06	1.49995	0.00005	0.00304	2.07E-09
0.25327	0.00009	0.03577	8.21E-09	3.00612	0.00612	0.20412	3.75E-05	1.52829	0.00659	0.42908	4.34E-05	1.49995	0.00005	0.00301	2.04E-09
0.25003	0.00333	1.31497	1.11E-05	4.50262	0.00262	0.05827	6.87E-06	3.45179	0.00195	0.05639	3.79E-06	1.49995	0.00005	0.00305	2.10E-09
0.24836	0.00500	1.97282	2.50E-05	5.99751	0.00249	0.04150	6.20E-06	6.16441	0.02441	0.39760	5.96E-04	1.49995	0.00005	0.00321	2.31E-09
0.24903	0.00434	1.71318	1.88E-05	7.50533	0.00533	0.07104	2.84E-05	9.57241	0.02152	0.22435	4.63E-04	1.49995	0.00005	0.00343	2.64E-09
0.26020	0.00635	2.50264	4.04E-05	0.72669	0.02331	3.10791	5.43E-04	0.09406	0.00014	0.14391	1.84E-08	1.49995	0.00005	0.00309	2.15E-09
0.25899	0.00437	1.71702	1.91E-05	1.47786	0.02214	1.47591	4.90E-04	0.39792	0.02032	5.38184	4.13E-04	1.49995	0.00005	0.00307	2.12E-09
0.25713	0.00272	1.06788	7.38E-06	2.23909	0.01091	0.48507	1.19E-04	0.86774	0.01801	2.11967	3.24E-04	1.49995	0.00005	0.00304	2.09E-09
0.25496	0.00047	0.18308	2.17E-07	2.99892	0.00108	0.03609	1.17E-06	1.52059	0.00985	0.65179	9.70E-05	1.49995	0.00005	0.00304	2.08E-09
0.25081	0.00367	1.44110	1.34E-05	4.50265	0.00265	0.05896	7.04E-06	3.41400	0.01454	0.42784	2.12E-04	1.49995	0.00005	0.00311	2.18E-09
0.24831	0.00617	2.42393	3.80E-05	6.00148	0.00148	0.02459	2.18E-06	6.07907	0.03550	0.58735	1.26E-03	1.49995	0.00005	0.00329	2.44E-09
0.24847	0.00601	2.36230	3.61E-05	7.51154	0.01154	0.15384	1.33E-04	9.41580	0.02730	0.28907	7.45E-04	1.49995	0.00005	0.00353	2.80E-09
	0.0032	2.5311	1.83E-05		0.0253	0.8156	1.84E-03		0.0097	1.4435	2.00E-04		0.0001	0.0061	9.45E-09
	MAE	**MAPE**	**MSE**		**MAE**	**MAPE**	**MSE**		**MAE**	**MAPE**	**MSE**		**MAE**	**MAPE**	**MSE**
		RMSE	0.0043			**RMSE**	0.0429			**RMSE**	0.0142			**RMSE**	0.0001

EK-4. 2. model için ANNs eğitim sonuçları

$\xi_{d,opt}$	Mutlak hata	% Mutlak hata	Kare hata	T_d	Mutlak hata	% Mutlak hata	Kare hata	*Min* (X_{max})	Mutlak hata	% Mutlak hata	Kare hata	Stroke	Mutlak hata	% Mutlak hata	Kare hata
0,05130	0,00130	2,60964	1,70E-06	0,66558	0,03308	5,22962	1,09E-03	0,12514	0,05082	28,88319	2,58E-03	2,39821	0,01625	0,67301	2,64E-04
0,05120	0,00120	2,39795	1,44E-06	1,28657	0,02157	1,70544	4,65E-04	0,69466	0,00990	1,40570	9,81E-05	2,40065	0,01455	0,60236	2,12E-04
0,05110	0,00110	2,19323	1,20E-06	1,90930	0,01181	0,62225	1,39E-04	1,58865	0,00309	0,19519	9,58E-06	2,40157	0,01386	0,57393	1,92E-04
0,05100	0,00100	2,00110	1,00E-06	2,53316	0,00317	0,12511	1,00E-05	2,82185	0,00289	0,10266	8,38E-06	2,40117	0,01438	0,59516	2,07E-04
0,05084	0,00084	1,67161	6,99E-07	3,78367	0,01132	0,29822	1,28E-04	6,34045	0,00248	0,03911	6,15E-06	2,39772	0,01794	0,74265	3,22E-04
0,05070	0,00070	1,40699	4,95E-07	5,03686	0,01302	0,25913	1,69E-04	11,28487	0,00809	0,07172	6,54E-05	2,39352	0,06860	2,78620	4,71E-03
0,05057	0,00057	1,13005	3,19E-07	6,27680	0,01201	0,19090	1,44E-04	17,60989	0,01048	0,05947	1,10E-04	2,39201	0,01770	0,74538	3,13E-04
0,05068	0,00068	1,36221	4,64E-07	0,65926	0,02316	3,64084	5,36E-04	0,14777	0,02157	12,73989	4,65E-04	2,17729	0,01075	0,49622	1,16E-04
0,05062	0,00062	1,24495	3,87E-07	1,28966	0,01747	1,37339	3,05E-04	0,68817	0,01011	1,49124	1,02E-04	2,18020	0,00969	0,44639	9,39E-05
0,05057	0,00057	1,14936	3,30E-07	1,92206	0,01378	0,72186	1,90E-04	1,54379	0,01788	1,17157	3,20E-04	2,18159	0,01103	0,50822	1,22E-04
0,05054	0,00054	1,07375	2,88E-07	2,55560	0,01122	0,44110	1,26E-04	2,72798	0,01507	0,55551	2,27E-04	2,18168	0,01086	0,50026	1,18E-04
0,05047	0,00047	0,94423	2,23E-07	3,82524	0,00868	0,22732	7,53E-05	6,11223	0,00791	0,12962	6,26E-05	2,17931	0,00838	0,38606	7,02E-05
0,05037	0,00037	0,73286	1,34E-07	5,09778	0,00903	0,17746	8,15E-05	10,87173	0,01943	0,17906	3,78E-04	2,17639	0,00543	0,25031	2,95E-05
0,05016	0,00016	0,32870	2,70E-08	6,35798	0,03950	0,61740	1,56E-03	16,97121	0,01418	0,08363	2,01E-04	2,17636	0,01587	0,73450	2,52E-04
0,05017	0,00017	0,33757	2,85E-08	0,65526	0,01476	2,30460	2,18E-04	0,14276	0,01862	11,53972	3,47E-04	1,91673	0,03748	1,91781	1,40E-03
0,05017	0,00017	0,34621	3,00E-08	1,29702	0,01604	1,25183	2,57E-04	0,64847	0,00230	0,35566	5,28E-06	1,91974	0,03570	1,82573	1,27E-03
0,05017	0,00017	0,34469	2,97E-08	1,94165	0,01683	0,85912	2,83E-04	1,45860	0,00404	0,27749	1,63E-05	1,92129	0,00266	0,13818	7,07E-06
0,05016	0,00016	0,31375	2,46E-08	2,58809	0,01077	0,41457	1,16E-04	2,58497	0,00136	0,05251	1,84E-06	1,92163	0,01078	0,55762	1,16E-04
0,05005	0,00005	0,10146	2,57E-09	3,88463	0,00489	0,12599	2,39E-05	5,81086	0,00858	0,14748	7,37E-05	1,92002	0,02076	1,06990	4,31E-04
0,04982	0,00018	0,35254	3,11E-08	5,18412	0,01360	0,26166	1,85E-04	10,34977	0,00381	0,03682	1,45E-05	1,91808	0,01449	0,74991	2,10E-04
0,04949	0,00051	1,01533	2,58E-07	6,47037	0,00822	0,12682	6,75E-05	16,17395	0,00815	0,05042	6,64E-05	1,91899	0,01853	0,95647	3,43E-04
0,05021	0,00021	0,42595	4,54E-08	0,65161	0,00682	1,05762	4,65E-05	0,14331	0,01043	6,78420	1,09E-04	1,76682	0,00114	0,06422	1,29E-06

0,05019	0,00019	0,38715	3,75E-08	1,30618	0,02076	1,56481	4,31E-04	0,61890	0,00267	0,43325	7,13E-06	1,76996	0,04430	2,56716	1,96E-03
0,05014	0,00014	0,28864	2,08E-08	1,96469	0,00683	0,34660	4,67E-05	1,38845	0,00149	0,10749	2,22E-06	1,77173	0,03199	1,83861	1,02E-03
0,05006	0,00006	0,12922	4,17E-09	2,62547	0,00401	0,15249	1,61E-05	2,46196	0,00365	0,14812	1,33E-05	1,77234	0,03269	1,87887	1,07E-03
0,04982	0,00018	0,35647	3,18E-08	3,95007	0,00703	0,17824	4,94E-05	5,53872	0,00974	0,17556	9,49E-05	1,77136	0,03112	1,78805	9,68E-04
0,04949	0,00051	1,02334	2,62E-07	5,27527	0,00533	0,10123	2,85E-05	9,86541	0,00120	0,01216	1,44E-06	1,77000	0,03360	1,93482	1,13E-03
0,04909	0,00091	1,81557	8,24E-07	6,58542	0,01144	0,17337	1,31E-04	15,42103	0,00821	0,05324	6,73E-05	1,77127	0,03719	2,14467	1,38E-03
0,05044	0,00044	0,88862	1,97E-07	0,65564	0,01726	2,56489	2,98E-04	0,15022	0,00373	2,54593	1,39E-05	1,71086	0,00953	0,55420	9,09E-05
0,05036	0,00036	0,71105	1,26E-07	1,32342	0,01208	0,90454	1,46E-04	0,59974	0,01210	2,05964	1,46E-04	1,71433	0,00262	0,15249	6,86E-06
0,05024	0,00024	0,48564	5,90E-08	1,99553	0,02230	1,10525	4,97E-04	1,33212	0,00994	0,75153	9,87E-05	1,71644	0,00312	0,18144	9,73E-06
0,05011	0,00011	0,21891	1,20E-08	2,66983	0,00118	0,04400	1,38E-06	2,35574	0,00461	0,19617	2,13E-05	1,71739	0,00010	0,00559	9,21E-09
0,04979	0,00021	0,41684	4,34E-08	4,01994	0,01344	0,33546	1,81E-04	5,28959	0,00069	0,01306	4,77E-07	1,71704	0,00045	0,02647	2,07E-07
0,04942	0,00058	1,16261	3,38E-07	5,36820	0,02620	0,49037	6,86E-04	9,41224	0,00714	0,07587	5,09E-05	1,71620	0,00132	0,07689	1,74E-06
0,04901	0,00099	1,98798	9,88E-07	6,70016	0,02266	0,33928	5,13E-04	14,70843	0,01285	0,08746	1,65E-04	1,71780	0,00032	0,01856	1,02E-07
0,05064	0,00064	1,28143	4,11E-07	0,66957	0,02186	3,16219	4,78E-04	0,14926	0,00947	6,77542	8,97E-05	1,70017	0,01658	0,96562	2,75E-04
0,05051	0,00051	1,02871	2,65E-07	1,34909	0,00522	0,38858	2,73E-05	0,57517	0,01504	2,68528	2,26E-04	1,70382	0,00571	0,33423	3,26E-05
0,05037	0,00037	0,74699	1,39E-07	2,03327	0,00180	0,08850	3,24E-06	1,27279	0,01195	0,94764	1,43E-04	1,70610	0,00649	0,37892	4,21E-05
0,05022	0,00022	0,43980	4,84E-08	2,71959	0,00680	0,24935	4,62E-05	2,24916	0,00767	0,34234	5,89E-05	1,70722	0,00678	0,39548	4,59E-05
0,04988	0,00012	0,24097	1,45E-08	4,09260	0,02245	0,55166	5,04E-04	5,04679	0,00286	0,05679	8,21E-06	1,70717	0,00558	0,32606	3,12E-05
0,04950	0,00050	0,99962	2,50E-07	5,46177	0,04781	0,88316	2,29E-03	8,97466	0,00767	0,08553	5,88E-05	1,70653	0,00561	0,32755	3,15E-05
0,04909	0,00091	1,81879	8,27E-07	6,81384	0,01733	0,25492	3,00E-04	14,02208	0,01101	0,07862	1,21E-04	1,70809	0,00520	0,30331	2,70E-05
0,05081	0,00081	1,62078	6,57E-07	0,68907	0,00654	0,93964	4,27E-05	0,13790	0,00455	3,40958	2,07E-05	1,70414	0,00603	0,35249	3,63E-05
0,05067	0,00067	1,34397	4,52E-07	1,37883	0,01228	0,88304	1,51E-04	0,54299	0,00905	1,69583	8,20E-05	1,70753	0,00312	0,18262	9,76E-06
0,05052	0,00052	1,04654	2,74E-07	2,07373	0,02101	1,02358	4,41E-04	1,20870	0,00692	0,57551	4,78E-05	1,70954	0,00271	0,15850	7,32E-06
0,05037	0,00037	0,73034	1,33E-07	2,77085	0,02793	1,01839	7,80E-04	2,14086	0,00389	0,18208	1,51E-05	1,71038	0,00293	0,17183	8,61E-06
0,05002	0,00002	0,04683	5,48E-10	4,16458	0,03058	0,73972	9,35E-04	4,80940	0,00090	0,01872	8,10E-07	1,70973	0,00105	0,06121	1,09E-06
0,04965	0,00035	0,69943	1,22E-07	5,55281	0,44719	7,45324	2,00E-01	8,55176	0,04547	0,52892	2,07E-03	1,70834	0,00181	0,10569	3,27E-06
0,04925	0,00075	1,49541	5,59E-07	6,92338	0,04649	0,67606	2,16E-03	13,36112	0,00378	0,02832	1,43E-05	1,70886	0,00059	0,03476	3,53E-07
0,05097	0,00097	1,93567	9,37E-07	0,70770	0,00801	1,14525	6,42E-05	0,12767	0,00053	0,41308	2,76E-07	1,70324	0,00061	0,03591	3,74E-07
0,05083	0,00083	1,65438	6,84E-07	1,40641	0,00705	0,50362	4,97E-05	0,51497	0,00587	1,15301	3,45E-05	1,70555	0,00052	0,03066	2,73E-07
0,05068	0,00068	1,35604	4,60E-07	2,11083	0,01178	0,56140	1,39E-04	1,15171	0,00604	0,52694	3,64E-05	1,70646	0,00138	0,08071	1,89E-06
0,05052	0,00052	1,04215	2,72E-07	2,81764	0,01891	0,67554	3,57E-04	2,04257	0,00569	0,27925	3,24E-05	1,70616	0,00089	0,05222	7,93E-07
0,05019	0,00019	0,37222	3,46E-08	4,23009	0,03200	0,76213	1,02E-03	4,58845	0,00526	0,11467	2,76E-05	1,70316	0,00220	0,12876	4,82E-06
0,04983	0,00017	0,34949	3,05E-08	5,63559	0,36441	6,07353	1,33E-01	8,15340	0,03583	0,43754	1,28E-03	1,69919	0,00774	0,45322	5,98E-05
0,04944	0,00056	1,11126	3,09E-07	7,02309	0,05828	0,83677	3,40E-03	12,73434	0,00272	0,02138	7,41E-06	1,69675	0,00757	0,44405	5,73E-05
0,05110	0,00544	9,62798	2,96E-05	0,71735	0,00569	0,79894	3,23E-05	0,13828	0,01627	13,33373	2,65E-04	1,67731	0,00770	0,46106	5,93E-05
0,05096	0,00543	9,63359	2,95E-05	1,42385	0,02454	1,75351	6,02E-04	0,51030	0,02180	4,46310	4,75E-04	1,67736	0,00982	0,58882	9,64E-05
0,05081	0,00574	10,15549	3,30E-05	2,13669	0,02424	1,14766	5,88E-04	1,12032	0,02092	1,90246	4,37E-04	1,67598	0,00765	0,45864	5,85E-05
0,05066	0,00601	10,59990	3,61E-05	2,85216	0,01889	0,66672	3,57E-04	1,97198	0,01716	0,87802	2,95E-04	1,67340	0,00448	0,26842	2,01E-05
0,05034	0,00621	10,98021	3,86E-05	4,28152	0,05199	1,22916	2,70E-03	4,39955	0,00073	0,01657	5,31E-07	1,66576	0,00285	0,17087	8,13E-06
0,05000	0,00655	11,57752	4,29E-05	5,70277	0,06605	1,17183	4,36E-03	7,79278	0,02743	0,35071	7,52E-04	1,65702	0,01160	0,69543	1,35E-04
0,04964	0,00036	0,72317	1,31E-07	7,10592	0,02885	0,40759	8,32E-04	12,15278	0,02013	0,16595	4,05E-04	1,64957	0,05228	3,07177	2,73E-03
0,05093	0,00093	1,86168	8,66E-07	0,65726	0,01212	1,87795	1,47E-04	0,14267	0,02315	13,95982	5,36E-04	2,37317	0,03921	1,68013	1,54E-03
0,05080	0,00080	1,60798	6,46E-07	1,29011	0,00018	0,01374	3,14E-08	0,66736	0,00343	0,51612	1,17E-05	2,37615	0,04113	1,76152	1,69E-03

0,05067	0,00067	1,34828	4,54E-07	1,92548	0,00996	0,51446	9,91E-05	1,50329	0,00918	0,61413	8,42E-05	2,37764	0,04227	1,80995	1,79E-03
0,05054	0,00054	1,08681	2,95E-07	2,56247	0,01840	0,72336	3,39E-04	2,66293	0,00643	0,24220	4,14E-05	2,37783	0,01372	0,58028	1,88E-04
0,05029	0,00029	0,58052	8,43E-08	3,83999	0,00573	0,14952	3,29E-05	5,97923	0,00128	0,02142	1,64E-06	2,37559	0,02057	0,87334	4,23E-04
0,05007	0,00007	0,13573	4,61E-09	5,12046	0,00404	0,07881	1,63E-05	10,63926	0,01155	0,10869	1,33E-04	2,37255	0,02225	0,94684	4,95E-04
0,04989	0,00011	0,21996	1,21E-08	6,38761	0,02715	0,42322	7,37E-04	16,60733	0,00157	0,00944	2,46E-06	2,37195	0,02438	1,03869	5,95E-04
0,05020	0,00020	0,40580	4,12E-08	0,65820	0,00957	1,47501	9,15E-05	0,14985	0,00977	6,12271	9,55E-05	2,14457	0,00632	0,29402	4,00E-05
0,05010	0,00010	0,20492	1,05E-08	1,30059	0,00334	0,25737	1,11E-05	0,64865	0,00951	1,48822	9,05E-05	2,14790	0,00646	0,29999	4,18E-05
0,05001	0,00001	0,01410	4,97E-11	1,94573	0,00015	0,00778	2,29E-08	1,44982	0,01148	0,79846	1,32E-04	2,14974	0,00503	0,23340	2,53E-05
0,04992	0,00008	0,16078	6,46E-09	2,59238	0,00213	0,08193	4,52E-06	2,56442	0,00721	0,28214	5,21E-05	2,15028	0,00456	0,21161	2,08E-05
0,04978	0,00022	0,44850	5,03E-08	3,88802	0,00373	0,09588	1,39E-05	5,75511	0,00114	0,01983	1,30E-06	2,14878	0,00613	0,28464	3,76E-05
0,04966	0,00034	0,67513	1,14E-07	5,18519	0,00381	0,07343	1,45E-05	10,23898	0,00954	0,09322	9,09E-05	2,14650	0,00845	0,39230	7,15E-05
0,04953	0,00047	0,93544	2,19E-07	6,46956	0,01670	0,25743	2,79E-04	15,98778	0,00416	0,02604	1,73E-05	2,14677	0,00823	0,38192	6,77E-05
0,04969	0,00031	0,61739	9,53E-08	0,66157	0,00868	1,32925	7,53E-05	0,14786	0,00430	2,82873	1,85E-05	1,92611	0,02544	1,30341	6,47E-04
0,04965	0,00035	0,69151	1,20E-07	1,31485	0,00908	0,69530	8,24E-05	0,61538	0,00610	1,00182	3,73E-05	1,92941	0,02302	1,17905	5,30E-04
0,04963	0,00037	0,74476	1,39E-07	1,97126	0,00273	0,13853	7,44E-06	1,37437	0,00324	0,23629	1,05E-05	1,93124	0,01366	0,70253	1,87E-04
0,04961	0,00039	0,78532	1,54E-07	2,62932	0,01961	0,74040	3,85E-04	2,43449	0,00358	0,14693	1,28E-05	1,93181	0,00283	0,14674	8,01E-06
0,04955	0,00045	0,89070	1,98E-07	3,94786	0,00674	0,17031	4,54E-05	5,47468	0,01160	0,21149	1,35E-04	1,93052	0,00675	0,34818	4,55E-05
0,04943	0,00057	1,14586	3,28E-07	5,26846	0,00815	0,15488	6,64E-05	9,74926	0,00418	0,04288	1,75E-05	1,92873	0,01260	0,64881	1,59E-04
0,04919	0,00081	1,62176	6,58E-07	6,57740	0,02611	0,39541	6,82E-04	15,23546	0,00436	0,02863	1,90E-05	1,92961	0,00438	0,22663	1,92E-05
0,04985	0,00015	0,29647	2,20E-08	0,66271	0,00566	0,86145	3,20E-05	0,15000	0,00499	3,44423	2,49E-05	1,82185	0,01619	0,89661	2,62E-04
0,04986	0,00014	0,28012	1,96E-08	1,32674	0,02522	1,86540	6,36E-04	0,58925	0,00833	1,43471	6,95E-05	1,82518	0,00868	0,47776	7,53E-05
0,04985	0,00015	0,29371	2,16E-08	1,99496	0,01382	0,68807	1,91E-04	1,30993	0,00225	0,17226	5,07E-06	1,82712	0,01332	0,73430	1,77E-04
0,04982	0,00018	0,35339	3,12E-08	2,66559	0,00014	0,00513	1,87E-08	2,32032	0,00451	0,19407	2,04E-05	1,82789	0,01558	0,85946	2,43E-04
0,04968	0,00032	0,64573	1,04E-07	4,01001	0,00756	0,18823	5,72E-05	5,22149	0,00981	0,18749	9,62E-05	1,82723	0,01331	0,73356	1,77E-04
0,04942	0,00058	1,16802	3,41E-07	5,35559	0,00595	0,11096	3,54E-05	9,29888	0,00111	0,01197	1,24E-06	1,82615	0,01198	0,66052	1,44E-04
0,04907	0,00093	1,86717	8,72E-07	6,68824	0,00497	0,07433	2,47E-05	14,53264	0,00091	0,00627	8,29E-07	1,82757	0,01428	0,78752	2,04E-04
0,05033	0,00033	0,65625	1,08E-07	0,66750	0,00551	0,81907	3,04E-05	0,14596	0,00783	5,67082	6,14E-05	1,78925	0,01662	0,92024	2,76E-04
0,05029	0,00029	0,57484	8,26E-08	1,34364	0,01659	1,21975	2,75E-04	0,56226	0,00820	1,47930	6,72E-05	1,79288	0,01528	0,84528	2,34E-04
0,05022	0,00022	0,43372	4,70E-08	2,02484	0,00371	0,18344	1,37E-05	1,24971	0,00303	0,24281	9,16E-06	1,79517	0,01077	0,59653	1,16E-04
0,05012	0,00012	0,23705	1,40E-08	2,70865	0,01182	0,43452	1,40E-04	2,21498	0,00183	0,08260	3,35E-06	1,79633	0,01262	0,69781	1,59E-04
0,04985	0,00015	0,29742	2,21E-08	4,07823	0,00247	0,06048	6,09E-06	4,98523	0,00283	0,05674	8,01E-06	1,79645	0,01252	0,69186	1,57E-04
0,04951	0,00049	0,97874	2,39E-07	5,44633	0,00539	0,09914	2,91E-05	8,87370	0,00591	0,06661	3,49E-05	1,79604	0,01288	0,71212	1,66E-04
0,04912	0,00088	1,76034	7,75E-07	6,79999	0,00119	0,01743	1,41E-06	13,86433	0,00830	0,05987	6,88E-05	1,79787	0,01111	0,61424	1,23E-04
0,05071	0,00071	1,41829	5,03E-07	0,68169	0,02221	3,15569	4,93E-04	0,13357	0,00181	1,37335	3,27E-06	1,78779	0,02097	1,15925	4,40E-04
0,05061	0,00061	1,21423	3,69E-07	1,36938	0,00105	0,07692	1,11E-06	0,53037	0,00218	0,41193	4,73E-06	1,79162	0,01007	0,55889	1,01E-04
0,05049	0,00049	0,97046	2,35E-07	2,06246	0,00955	0,46086	9,12E-05	1,18738	0,00141	0,11820	1,97E-06	1,79410	0,01051	0,58233	1,10E-04
0,05035	0,00035	0,69320	1,20E-07	2,75805	0,00859	0,31250	7,38E-05	2,11001	0,00334	0,15787	1,11E-05	1,79545	0,00790	0,43807	6,24E-05
0,05003	0,00003	0,05726	8,20E-10	4,14976	0,00574	0,13840	3,29E-05	4,75473	0,00093	0,01961	8,70E-07	1,79590	0,00884	0,48966	7,81E-05
0,04967	0,00033	0,66614	1,11E-07	5,53769	0,02539	0,46064	6,45E-04	8,46200	0,00715	0,08459	5,12E-05	1,79570	0,00835	0,46302	6,98E-05
0,04927	0,00073	1,45285	5,28E-07	6,91024	0,02964	0,43083	8,79E-04	13,21933	0,00856	0,06480	7,33E-05	1,79751	0,00617	0,34218	3,81E-05
0,05097	0,00097	1,93170	9,33E-07	0,70158	0,00636	0,89804	4,04E-05	0,11716	0,00854	6,79545	7,30E-05	1,79575	0,00458	0,25427	2,10E-05
0,05084	0,00084	1,67592	7,02E-07	1,39912	0,00051	0,03674	2,64E-07	0,49661	0,00674	1,33928	4,54E-05	1,79934	0,00086	0,04801	7,47E-07
0,05070	0,00070	1,39627	4,87E-07	2,10245	0,01849	0,88710	3,42E-04	1,12521	0,00797	0,70327	6,35E-05	1,80158	0,00294	0,16337	8,63E-06

0,05055	0,00055	1,09610	3,00E-07	2,80834	0,01654	0,59261	2,74E-04	2,00727	0,00756	0,37504	5,71E-05	1,80267	0,00272	0,15117	7,40E-06
0,05022	0,00022	0,44355	4,92E-08	4,21969	0,02122	0,50544	4,50E-04	4,53153	0,00183	0,04038	3,35E-06	1,80260	0,00190	0,10543	3,60E-06
0,04987	0,00013	0,26910	1,81E-08	5,62551	0,04193	0,75094	1,76E-03	8,06466	0,00485	0,06024	2,36E-05	1,80177	0,00178	0,09866	3,15E-06
0,04949	0,00051	1,02694	2,64E-07	7,01540	0,01801	0,25735	3,24E-04	12,59774	0,00437	0,03472	1,91E-05	1,80269	0,00198	0,11022	3,94E-06
0,05117	0,00117	2,34594	1,38E-06	0,72002	0,00813	1,14257	6,62E-05	0,10713	0,01273	10,62139	1,62E-04	1,79899	0,00208	0,11598	4,34E-06
0,05104	0,00104	2,07973	1,08E-06	1,42599	0,00222	0,15571	4,91E-06	0,47116	0,00874	1,82053	7,63E-05	1,80164	0,00392	0,21823	1,54E-05
0,05090	0,00090	1,79667	8,07E-07	2,13833	0,00266	0,12473	7,10E-06	1,07313	0,00684	0,63373	4,68E-05	1,80293	0,00479	0,26642	2,29E-05
0,05075	0,00075	1,49896	5,62E-07	2,85339	0,01029	0,36203	1,06E-04	1,91635	0,00373	0,19430	1,39E-05	1,80307	0,00496	0,27568	2,46E-05
0,05043	0,00043	0,86596	1,87E-07	4,28250	0,04680	1,10493	2,19E-03	4,32392	0,00332	0,07685	1,10E-05	1,80103	0,00461	0,25646	2,12E-05
0,05009	0,00009	0,18888	8,92E-09	5,70469	0,04987	0,88191	2,49E-03	7,68829	0,00682	0,08875	4,65E-05	1,79806	0,00135	0,07511	1,82E-06
0,04974	0,00026	0,52068	6,78E-08	7,11063	0,03207	0,45306	1,03E-03	12,00450	0,00203	0,01692	4,13E-06	1,79653	0,00056	0,03104	3,11E-07
0,05136	0,00188	3,52782	3,53E-06	0,72945	0,00309	0,42186	9,55E-06	0,11795	0,00329	2,87168	1,08E-05	1,78141	0,00284	0,15976	8,07E-06
0,05123	0,00226	4,23086	5,12E-06	1,44273	0,01365	0,93702	1,86E-04	0,46785	0,00874	1,90355	7,64E-05	1,78204	0,00350	0,19706	1,23E-05
0,05109	0,00257	4,78548	6,59E-06	2,16305	0,00024	0,01100	5,66E-08	1,04418	0,01096	1,06088	1,20E-04	1,78130	0,00494	0,27829	2,44E-05
0,05095	0,00262	4,89942	6,89E-06	2,88638	0,01779	0,61263	3,17E-04	1,84935	0,01240	0,67528	1,54E-04	1,77939	0,00135	0,07615	1,83E-06
0,05065	0,00294	5,49214	8,66E-06	4,33170	0,02029	0,46616	4,12E-04	4,14207	0,00873	0,21120	7,62E-05	1,77319	0,00459	0,25809	2,11E-05
0,05034	0,00327	6,09281	1,07E-05	5,76899	0,03081	0,53129	9,50E-04	7,34118	0,00711	0,09676	5,06E-05	1,76590	0,01177	0,66226	1,39E-04
0,05002	0,00002	0,03055	2,33E-10	7,18986	0,03133	0,43761	9,81E-04	11,44687	0,01123	0,09822	1,26E-04	1,75974	0,03448	1,92169	1,19E-03
0,05008	0,00008	0,16572	6,87E-09	0,65447	0,01968	2,91881	3,87E-04	0,15119	0,00727	5,04809	5,28E-05	2,32346	0,00714	0,30804	5,09E-05
0,04994	0,00006	0,11894	3,54E-09	1,31397	0,00299	0,22788	8,92E-06	0,58408	0,00781	1,35562	6,10E-05	2,32735	0,04474	1,88620	2,00E-03
0,04979	0,00021	0,42086	4,43E-08	1,97751	0,00741	0,37334	5,49E-05	1,29860	0,00120	0,09278	1,45E-06	2,32980	0,02603	1,10493	6,78E-04
0,04963	0,00037	0,73925	1,37E-07	2,64347	0,01549	0,58238	2,40E-04	2,30231	0,00444	0,19244	1,97E-05	2,33101	0,01567	0,66766	2,45E-04
0,04929	0,00071	1,42083	5,05E-07	3,97951	0,00967	0,24369	9,36E-05	5,18416	0,00601	0,11572	3,61E-05	2,33090	0,02503	1,06229	6,26E-04
0,04893	0,00107	2,14889	1,15E-06	5,31938	0,00147	0,02755	2,15E-06	9,22392	0,00363	0,03938	1,32E-05	2,32998	0,01685	0,71782	2,84E-04
0,04856	0,00144	2,88666	2,08E-06	6,65041	0,02164	0,32647	4,68E-04	14,38923	0,02869	0,19901	8,23E-04	2,33120	0,02115	0,89893	4,47E-04
0,04957	0,00043	0,86698	1,88E-07	0,66569	0,01166	1,72204	1,36E-04	0,14593	0,00732	5,27849	5,35E-05	2,16374	0,00562	0,26030	3,16E-05
0,04943	0,00057	1,14554	3,28E-07	1,33431	0,02040	1,50561	4,16E-04	0,55950	0,00451	0,81218	2,03E-05	2,16770	0,00519	0,24022	2,70E-05
0,04928	0,00072	1,43796	5,17E-07	2,00732	0,02474	1,21743	6,12E-04	1,24666	0,00230	0,18425	5,30E-06	2,17023	0,00740	0,34224	5,48E-05
0,04913	0,00087	1,74210	7,59E-07	2,68275	0,02666	0,98408	7,11E-04	2,21390	0,00662	0,29813	4,38E-05	2,17153	0,00889	0,41120	7,91E-05
0,04881	0,00119	2,37360	1,41E-06	4,03663	0,01033	0,25655	1,07E-04	4,99185	0,00497	0,09944	2,47E-05	2,17166	0,00817	0,37475	6,67E-05
0,04850	0,00150	3,00709	2,26E-06	5,39223	0,01127	0,20949	1,27E-04	8,88324	0,00032	0,00361	1,03E-07	2,17093	0,00466	0,21428	2,17E-05
0,04821	0,00179	3,58623	3,22E-06	6,73754	0,00191	0,02832	3,64E-06	13,85738	0,02327	0,16768	5,42E-04	2,17220	0,00090	0,04145	8,11E-07
0,04933	0,00067	1,33282	4,44E-07	0,68121	0,00007	0,01065	5,26E-09	0,14830	0,01611	12,18663	2,60E-04	2,06541	0,01141	0,55535	1,30E-04
0,04921	0,00079	1,58405	6,27E-07	1,36044	0,00213	0,15647	4,55E-06	0,53974	0,01045	1,97440	1,09E-04	2,06942	0,01350	0,65658	1,82E-04
0,04908	0,00092	1,83832	8,45E-07	2,04443	0,00058	0,02824	3,33E-07	1,19462	0,00350	0,29350	1,22E-05	2,07203	0,01513	0,73547	2,29E-04
0,04895	0,00105	2,09010	1,09E-06	2,73076	0,00562	0,20629	3,16E-05	2,11816	0,00047	0,02239	2,25E-07	2,07342	0,01676	0,81467	2,81E-04
0,04872	0,00128	2,56045	1,64E-06	4,10481	0,01711	0,41848	2,93E-04	4,77049	0,00548	0,11508	3,01E-05	2,07373	0,01699	0,82616	2,89E-04
0,04853	0,00147	2,94720	2,17E-06	5,47762	0,02735	0,50181	7,48E-04	8,48233	0,01108	0,13079	1,23E-04	2,07310	0,01638	0,79657	2,68E-04
0,04838	0,00162	3,23452	2,62E-06	6,83876	0,00690	0,10074	4,76E-05	13,22592	0,01058	0,07992	1,12E-04	2,07428	0,01561	0,75850	2,44E-04
0,04944	0,00056	1,11836	3,13E-07	0,69828	0,01315	1,91888	1,73E-04	0,14672	0,02072	16,44574	4,29E-04	2,03471	0,01263	0,61675	1,59E-04
0,04936	0,00064	1,28906	4,15E-07	1,38675	0,01649	1,20371	2,72E-04	0,51816	0,01366	2,70806	1,87E-04	2,03876	0,01014	0,49504	1,03E-04
0,04928	0,00072	1,44140	5,19E-07	2,08028	0,01378	0,65808	1,90E-04	1,14266	0,00700	0,61627	4,90E-05	2,04140	0,01462	0,71117	2,14E-04
0,04922	0,00078	1,56973	6,16E-07	2,77602	0,00307	0,11042	9,42E-06	2,02432	0,00502	0,24861	2,52E-05	2,04283	0,01127	0,54868	1,27E-04

0,04912	0,00088	1,75214	7,67E-07	4,16750	0,01827	0,44025	3,34E-04	4,55553	0,01194	0,26289	1,43E-04	2,04323	0,00931	0,45350	8,66E-05
0,04905	0,00095	1,89408	8,97E-07	5,55632	0,00186	0,03340	3,45E-06	8,09591	0,01821	0,22539	3,31E-04	2,04274	0,01157	0,56298	1,34E-04
0,04894	0,00106	2,12033	1,12E-06	6,93468	0,00638	0,09202	4,06E-05	12,62211	0,00051	0,00402	2,57E-07	2,04411	0,00919	0,44742	8,44E-05
0,04985	0,00015	0,29516	2,18E-08	0,71392	0,02502	3,63260	6,26E-04	0,13269	0,01266	10,55067	1,60E-04	2,03214	0,00738	0,36194	5,45E-05
0,04984	0,00016	0,32097	2,58E-08	1,41009	0,00670	0,47318	4,49E-05	0,48602	0,00491	1,01996	2,41E-05	2,03603	0,01627	0,79285	2,65E-04
0,04983	0,00017	0,33039	2,73E-08	2,11191	0,00644	0,30596	4,15E-05	1,08210	0,00074	0,06808	5,43E-07	2,03855	0,01069	0,52186	1,14E-04
0,04983	0,00017	0,33651	2,83E-08	2,81630	0,00330	0,11716	1,09E-05	1,92427	0,00070	0,03630	4,88E-07	2,03991	0,00997	0,48615	9,93E-05
0,04980	0,00020	0,40894	4,18E-08	4,22582	0,01490	0,35376	2,22E-04	4,34161	0,00980	0,22620	9,60E-05	2,04040	0,00883	0,43099	7,80E-05
0,04967	0,00033	0,65760	1,08E-07	5,63333	0,00567	0,10077	3,22E-05	7,72148	0,02024	0,26282	4,10E-04	2,04025	0,00976	0,47617	9,53E-05
0,04944	0,00056	1,11054	3,08E-07	7,03107	0,01335	0,18946	1,78E-04	12,04259	0,00939	0,07800	8,81E-05	2,04197	0,00858	0,41847	7,36E-05
0,05054	0,00054	1,08055	2,92E-07	0,72479	0,00623	0,86741	3,88E-05	0,11011	0,00423	3,70031	1,79E-05	2,03867	0,00830	0,40567	6,90E-05
0,05055	0,00055	1,10772	3,07E-07	1,42884	0,00458	0,32140	2,10E-05	0,44853	0,01012	2,20568	1,02E-04	2,04232	0,00382	0,18658	1,46E-05
0,05055	0,00055	1,09360	2,99E-07	2,13981	0,01463	0,67907	2,14E-04	1,01976	0,01220	1,18220	1,49E-04	2,04469	0,00477	0,23257	2,27E-05
0,05051	0,00051	1,02891	2,65E-07	2,85417	0,00564	0,19787	3,18E-05	1,82620	0,00883	0,48120	7,80E-05	2,04600	0,00049	0,02412	2,44E-07
0,05037	0,00037	0,74156	1,37E-07	4,28413	0,01133	0,26523	1,28E-04	4,13676	0,00775	0,18770	6,01E-05	2,04659	0,00009	0,00424	7,53E-09
0,05014	0,00014	0,27222	1,85E-08	5,71071	0,01364	0,23943	1,86E-04	7,36181	0,02123	0,28925	4,51E-04	2,04656	0,00004	0,00195	1,59E-09
0,04984	0,00016	0,32169	2,59E-08	7,12619	0,00486	0,06822	2,36E-05	11,48316	0,01343	0,11708	1,80E-04	2,04819	0,00154	0,07512	2,36E-06
0,05122	0,00122	2,43658	1,48E-06	0,73359	0,00249	0,33869	6,22E-06	0,09258	0,01647	15,09934	2,71E-04	2,04612	0,00161	0,07876	2,60E-06
0,05118	0,00118	2,35205	1,38E-06	1,44665	0,01506	1,05214	2,27E-04	0,41909	0,01782	4,07826	3,17E-04	2,04946	0,00800	0,39198	6,40E-05
0,05111	0,00111	2,21729	1,23E-06	2,16742	0,00002	0,00099	4,65E-10	0,96750	0,01603	1,62983	2,57E-04	2,05157	0,00673	0,32893	4,52E-05
0,05102	0,00102	2,03999	1,04E-06	2,89179	0,01161	0,39994	1,35E-04	1,73918	0,00935	0,53447	8,73E-05	2,05266	0,00648	0,31651	4,19E-05
0,05079	0,00079	1,58834	6,31E-07	4,34082	0,00594	0,13706	3,53E-05	3,94287	0,00832	0,21146	6,92E-05	2,05282	0,00801	0,39155	6,41E-05
0,05052	0,00052	1,04626	2,74E-07	5,78429	0,01048	0,18155	1,10E-04	7,01317	0,01848	0,26416	3,41E-04	2,05230	0,00783	0,38321	6,14E-05
0,05022	0,00022	0,44983	5,06E-08	7,21558	0,02268	0,31331	5,14E-04	10,93769	0,00817	0,07473	6,67E-05	2,05324	0,00784	0,38349	6,15E-05
0,05171	0,00171	3,41098	2,91E-06	0,74145	0,00173	0,23333	2,98E-06	0,08800	0,01595	15,34296	2,54E-04	2,04898	0,00537	0,26271	2,88E-05
0,05162	0,00162	3,24395	2,63E-06	1,46267	0,01677	1,13382	2,81E-04	0,40197	0,01421	3,41413	2,02E-04	2,05164	0,00568	0,27751	3,22E-05
0,05153	0,00153	3,05015	2,33E-06	2,19210	0,00279	0,12706	7,78E-06	0,92621	0,01046	1,11721	1,10E-04	2,05309	0,00961	0,47011	9,23E-05
0,05142	0,00142	2,83603	2,01E-06	2,92526	0,00740	0,25367	5,48E-05	1,66147	0,00408	0,24517	1,67E-05	2,05352	0,01133	0,55473	1,28E-04
0,05118	0,00118	2,36522	1,40E-06	4,39115	0,00604	0,13726	3,64E-05	3,75550	0,00762	0,20342	5,81E-05	2,05242	0,00873	0,42737	7,63E-05
0,05093	0,00093	1,85412	8,59E-07	5,84990	0,02257	0,38433	5,09E-04	6,67124	0,00840	0,12613	7,06E-05	2,05059	0,00645	0,31533	4,15E-05
0,05066	0,00066	1,31580	4,33E-07	7,29573	0,01928	0,26358	3,72E-04	10,40414	0,00681	0,06538	4,63E-05	2,05004	0,00688	0,33663	4,73E-05
0,05210	0,00210	4,19082	4,39E-06	0,74380	0,00051	0,06831	2,58E-07	0,09362	0,00538	5,43188	2,89E-05	2,03938	0,00215	0,10513	4,61E-06
0,05201	0,00201	4,01327	4,03E-06	1,47189	0,01469	0,98800	2,16E-04	0,39346	0,00292	0,73720	8,54E-06	2,04070	0,00238	0,11641	5,66E-06
0,05191	0,00191	3,82227	3,65E-06	2,20883	0,04117	1,83000	1,70E-03	0,89208	0,00001	0,00141	1,58E-10	2,04083	0,00473	0,23127	2,24E-05
0,05181	0,00181	3,62123	3,28E-06	2,94975	0,02340	0,78715	5,48E-04	1,58985	0,00393	0,24808	1,55E-05	2,03996	0,00324	0,15865	1,05E-05
0,05160	0,00160	3,19709	2,56E-06	4,43083	0,02891	0,64823	8,36E-04	3,57443	0,00596	0,16694	3,55E-05	2,03626	0,00705	0,34493	4,97E-05
0,05137	0,00137	2,74578	1,88E-06	5,90340	0,04291	0,72166	1,84E-03	6,34096	0,00309	0,04872	9,55E-06	2,03176	0,01150	0,56276	1,32E-04
0,05113	0,00113	2,26594	1,28E-06	7,36220	0,07069	0,95103	5,00E-03	9,89473	0,01793	0,18090	3,22E-04	2,02826	0,01503	0,73567	2,26E-04
0,04984	0,00016	0,31192	2,43E-08	0,70086	0,02097	2,90459	4,40E-04	0,12559	0,01422	12,76737	2,02E-04	2,60272	0,00484	0,18545	2,34E-05
0,04970	0,00030	0,59209	8,76E-08	1,40289	0,00200	0,14220	3,99E-06	0,44275	0,00362	0,81187	1,31E-05	2,60706	0,00994	0,38274	9,88E-05
0,04956	0,00044	0,88808	1,97E-07	2,11145	0,01507	0,70858	2,27E-04	0,99162	0,01301	1,29498	1,69E-04	2,61007	0,00872	0,33534	7,61E-05
0,04940	0,00060	1,19858	3,59E-07	2,82319	0,00801	0,28469	6,42E-05	1,77336	0,01258	0,70417	1,58E-04	2,61194	0,01420	0,54671	2,02E-04
0,04907	0,00093	1,85920	8,64E-07	4,24828	0,00475	0,11170	2,26E-05	4,01956	0,00059	0,01473	3,51E-07	2,61335	0,01164	0,44724	1,35E-04

0,04872	0,00128	2,56951	1,65E-06	5,67260	0,01474	0,26050	2,17E-04	7,14126	0,00378	0,05297	1,43E-05	2,61379	0,01337	0,51407	1,79E-04
0,04834	0,00166	3,32136	2,76E-06	7,09225	0,02953	0,41805	8,72E-04	11,09405	0,07012	0,62806	4,92E-03	2,61557	0,01585	0,60972	2,51E-04
0,04990	0,00010	0,19175	9,19E-09	0,71916	0,00542	0,74737	2,93E-05	0,11786	0,01059	9,87719	1,12E-04	2,58696	0,01601	0,61490	2,56E-04
0,04977	0,00023	0,46437	5,39E-08	1,42776	0,02138	1,47541	4,57E-04	0,42561	0,00388	0,90288	1,50E-05	2,59119	0,01458	0,55956	2,13E-04
0,04962	0,00038	0,75147	1,41E-07	2,14335	0,00867	0,40623	7,52E-05	0,95713	0,00970	1,00372	9,42E-05	2,59411	0,00119	0,04597	1,42E-06
0,04947	0,00053	1,05144	2,76E-07	2,86226	0,13774	4,59133	1,90E-02	1,71299	0,00650	0,37775	4,22E-05	2,59592	0,02228	0,85090	4,96E-04
0,04916	0,00084	1,68509	7,10E-07	4,30101	0,00718	0,16659	5,15E-05	3,88114	0,01316	0,34036	1,73E-04	2,59729	0,00311	0,11970	9,69E-06
0,04882	0,00118	2,35944	1,39E-06	5,73740	0,01910	0,33401	3,65E-04	6,89157	0,01489	0,21657	2,22E-04	2,59773	0,00027	0,01030	7,17E-08
0,04847	0,00153	3,06575	2,35E-06	7,16815	0,00083	0,01160	6,91E-07	10,70451	0,04036	0,37561	1,63E-03	2,59942	0,00006	0,00237	3,80E-09
0,05008	0,00008	0,16206	6,57E-09	0,73981	0,01188	1,63180	1,41E-04	0,11202	0,00976	9,53876	9,52E-05	2,58530	0,01080	0,41605	1,17E-04
0,04995	0,00005	0,09474	2,24E-09	1,45593	0,00006	0,00436	4,03E-09	0,40878	0,00069	0,16955	4,82E-07	2,58926	0,00963	0,37057	9,27E-05
0,04982	0,00018	0,36371	3,31E-08	2,17968	0,00412	0,18847	1,69E-05	0,91897	0,00252	0,27352	6,35E-06	2,59197	0,00604	0,23263	3,65E-05
0,04968	0,00032	0,64284	1,03E-07	2,90698	0,00476	0,16337	2,26E-05	1,64253	0,00421	0,25694	1,77E-05	2,59361	0,00470	0,18107	2,21E-05
0,04939	0,00061	1,22522	3,75E-07	4,36189	0,00570	0,13061	3,25E-05	3,71271	0,02633	0,71412	6,93E-04	2,59475	0,00368	0,14157	1,35E-05
0,04908	0,00092	1,83386	8,41E-07	5,81271	0,01075	0,18461	1,16E-04	6,58431	0,03063	0,46741	9,38E-04	2,59502	0,00343	0,13198	1,18E-05
0,04877	0,00123	2,45834	1,51E-06	7,25681	0,00689	0,09480	4,74E-05	10,22466	0,01554	0,15176	2,41E-04	2,59647	0,00087	0,03355	7,59E-07
0,05033	0,00033	0,66599	1,11E-07	0,75631	0,02508	3,42972	6,29E-04	0,10917	0,01175	12,06071	1,38E-04	2,58906	0,00095	0,03686	9,10E-07
0,05022	0,00022	0,43470	4,72E-08	1,47930	0,01685	1,15196	2,84E-04	0,39460	0,00453	1,16148	2,05E-05	2,59263	0,00069	0,02676	4,82E-07
0,05010	0,00010	0,19438	9,45E-09	2,21064	0,01696	0,77299	2,88E-04	0,88269	0,00486	0,55395	2,36E-05	2,59499	0,00265	0,10220	7,02E-06
0,04997	0,00003	0,05251	6,89E-10	2,94582	0,00245	0,08331	6,01E-06	1,57284	0,01214	0,77785	1,47E-04	2,59634	0,00044	0,01697	1,94E-07
0,04972	0,00028	0,55795	7,78E-08	4,41612	0,01103	0,24924	1,22E-04	3,54275	0,03066	0,87311	9,40E-04	2,59704	0,00027	0,01049	7,43E-08
0,04947	0,00053	1,06994	2,86E-07	5,88076	0,00879	0,14929	7,73E-05	6,27469	0,03077	0,49287	9,47E-04	2,59697	0,00080	0,03072	6,36E-07
0,04921	0,00079	1,57282	6,18E-07	7,33752	0,01446	0,19672	2,09E-04	9,74508	0,01106	0,11339	1,22E-04	2,59800	0,00251	0,09675	6,31E-06
0,05066	0,00066	1,31809	4,34E-07	0,76735	0,03289	4,47854	1,08E-03	0,10528	0,01256	13,54464	1,58E-04	2,59161	0,00640	0,24770	4,10E-05
0,05056	0,00056	1,12514	3,16E-07	1,49670	0,00330	0,21976	1,09E-05	0,37813	0,00674	1,81563	4,55E-05	2,59467	0,00439	0,16894	1,93E-05
0,05046	0,00046	0,92728	2,15E-07	2,23514	0,00830	0,36986	6,88E-05	0,84269	0,00662	0,79202	4,38E-05	2,59659	0,00019	0,00723	3,52E-08
0,05036	0,00036	0,72767	1,32E-07	2,97773	0,00005	0,00173	2,66E-09	1,49802	0,01160	0,78019	1,34E-04	2,59755	0,00286	0,11026	8,18E-06
0,05017	0,00017	0,33480	2,80E-08	4,46252	0,03748	0,83295	1,40E-03	3,36592	0,02129	0,63646	4,53E-04	2,59765	0,00081	0,03121	6,57E-07
0,04998	0,00002	0,03217	2,59E-10	5,93993	0,01564	0,26266	2,45E-04	5,95978	0,01370	0,23048	1,88E-04	2,59707	0,00224	0,08640	5,03E-06
0,04983	0,00017	0,34263	2,93E-08	7,40773	0,05690	0,76224	3,24E-03	9,26726	0,02370	0,25504	5,61E-04	2,59749	0,00130	0,05003	1,69E-06
0,05108	0,00108	2,15620	1,16E-06	0,77235	0,02273	3,03235	5,17E-04	0,09379	0,00563	6,38708	3,17E-05	2,59032	0,00166	0,06409	2,75E-06
0,05101	0,00101	2,01837	1,02E-06	1,50745	0,00745	0,49651	5,55E-05	0,35351	0,00014	0,03936	1,94E-08	2,59280	0,00034	0,01293	1,12E-07
0,05094	0,00094	1,88216	8,86E-07	2,25229	0,00229	0,10170	5,24E-06	0,79434	0,00135	0,17014	1,83E-06	2,59421	0,00207	0,07969	4,27E-06
0,05088	0,00088	1,75245	7,68E-07	3,00154	0,00154	0,05142	2,38E-06	1,41526	0,00032	0,02285	1,04E-07	2,59473	0,00225	0,08679	5,06E-06
0,05077	0,00077	1,53285	5,87E-07	4,49895	0,00105	0,02330	1,10E-06	3,18464	0,00089	0,02799	7,94E-07	2,59407	0,00163	0,06283	2,65E-06
0,05070	0,00070	1,39882	4,89E-07	5,98666	0,01334	0,22236	1,78E-04	5,64920	0,01089	0,19242	1,19E-04	2,59277	0,00032	0,01237	1,03E-07
0,05069	0,00069	1,38112	4,77E-07	7,46244	0,03756	0,50086	1,41E-03	8,80936	0,03460	0,39123	1,20E-03	2,59237	0,00010	0,00393	1,04E-08
0,05162	0,00162	3,24409	2,63E-06	0,77032	0,02032	2,70925	4,13E-04	0,07338	0,01064	12,65992	1,13E-04	2,58413	0,00012	0,00446	1,33E-08
0,05159	0,00159	3,18952	2,54E-06	1,50999	0,00999	0,66601	9,98E-05	0,32259	0,01382	4,10927	1,91E-04	2,58596	0,00113	0,04382	1,29E-06
0,05157	0,00157	3,14967	2,48E-06	2,25988	0,00988	0,43895	9,75E-05	0,74322	0,01413	1,86568	2,00E-04	2,58677	0,00034	0,01315	1,16E-07
0,05157	0,00157	3,13171	2,45E-06	3,01424	0,01424	0,47460	2,03E-04	1,33422	0,01231	0,91441	1,52E-04	2,58675	0,00011	0,00431	1,24E-08
0,05159	0,00159	3,18199	2,53E-06	4,52077	0,02077	0,46158	4,31E-04	3,01763	0,01209	0,39899	1,46E-04	2,58512	0,00149	0,05753	2,21E-06
0,05167	0,00167	3,33799	2,79E-06	6,01545	0,01545	0,25743	2,39E-04	5,37115	0,01530	0,28398	2,34E-04	2,58294	0,00368	0,14213	1,35E-05

0,05175	0,00175	3,50574	3,07E-06	7,49750	0,00250	0,03328	6,23E-06	8,40895	0,00736	0,08750	5,42E-05	2,58170	0,00495	0,19126	2,45E-05
0,05235	0,00235	4,69519	5,51E-06	0,75791	0,00791	1,05518	6,26E-05	0,05814	0,02185	27,31388	4,77E-04	2,57233	0,00642	0,24908	4,13E-05
0,05239	0,00239	4,77065	5,69E-06	1,50012	0,00012	0,00804	1,45E-08	0,30417	0,01609	5,02304	2,59E-04	2,57339	0,00813	0,31502	6,61E-05
0,05244	0,00244	4,87089	5,93E-06	2,25294	0,00294	0,13056	8,63E-06	0,71280	0,00790	1,09624	6,24E-05	2,57350	0,00715	0,27722	5,12E-05
0,05250	0,00250	4,99282	6,23E-06	3,01040	0,01040	0,34673	1,08E-04	1,28302	0,00169	0,13194	2,86E-06	2,57283	0,00804	0,31145	6,46E-05
0,05263	0,00263	5,25351	6,90E-06	4,52334	0,02334	0,51863	5,45E-04	2,90186	0,01873	0,64976	3,51E-04	2,57015	0,01068	0,41392	1,14E-04
0,05270	0,00270	5,40953	7,32E-06	6,02509	0,02509	0,41810	6,29E-04	5,16976	0,04411	0,86059	1,95E-03	2,56725	0,01361	0,52743	1,85E-04
0,05267	0,00267	5,33728	7,12E-06	7,51552	0,01552	0,20698	2,41E-04	8,11203	0,10314	1,28783	1,06E-02	2,56554	0,01537	0,59544	2,36E-04
0,05330	0,00330	6,60611	1,09E-05	0,72960	0,02040	2,71984	4,16E-04	0,08064	0,00103	1,29534	1,06E-06	2,55382	0,01189	0,46778	1,41E-04
0,05339	0,00339	6,78134	1,15E-05	1,47274	0,02726	1,81702	7,43E-04	0,33465	0,01547	4,84743	2,39E-04	2,55403	0,01034	0,40635	1,07E-04
0,05347	0,00347	6,93456	1,20E-05	2,22755	0,02245	0,99796	5,04E-04	0,74298	0,02478	3,45010	6,14E-04	2,55339	0,01048	0,41222	1,10E-04
0,05352	0,00352	7,04842	1,24E-05	2,98793	0,01207	0,40228	1,46E-04	1,30445	0,02743	2,14766	7,52E-04	2,55211	0,00896	0,35220	8,02E-05
0,05355	0,00355	7,10767	1,26E-05	4,50870	0,00870	0,19327	7,56E-05	2,88226	0,00883	0,30720	7,79E-05	2,54860	0,00538	0,21137	2,89E-05
0,05346	0,00346	6,91306	1,19E-05	6,01918	0,01918	0,31975	3,68E-04	5,08405	0,02435	0,47674	5,93E-04	2,54517	0,00193	0,07601	3,74E-06
0,05324	0,00324	6,48857	1,05E-05	7,51799	0,01799	0,23987	3,24E-04	7,94391	0,03804	0,47658	1,45E-03	2,54290	0,00034	0,01340	1,16E-07
	0,0009	1,8382	2,07E-06		0,0180	0,7194	1,75E-03		0,0104	1,8219	2,30E-04		0,0097	0,4727	1,93E-04
	MAE	**MAPE**	**MSE**		**MAE**	**MAPE**	**MSE**		**MAE**	**MAPE**	**MSE**		**MAE**	**MAPE**	**MSE**
		RMSE	0.0014			**RMSE**	0.0418			**RMSE**	0.0152			**RMSE**	0.0139

Kayabekir, A.E., Toklu, Y.C., Bekdaş, G., Nigdeli, S.M., Yücel, M., Geem, Z.W., 2020, A novel hybrid harmony search approach for the analysis of plane stress systems via total potential optimization. *Applied sciences*, 10 (7), 2301.

Bekdaş, G., Yücel, M., Nigdeli, S.M., 2021, Evaluation of metaheuristic-based methods for optimization of truss structures via various algorithms and Lèvy flight modification, *Buildings*, 11, 49.

Yücel, M., Kayabekir, A.E., Bekdaş, G., Nigdeli, S.M., 2021, Adaptive-hybrid harmony search algorithm for multi-constrained optimum eco-design of reinforced concrete retaining walls, *Sustainability*, 13, 1639.

Toklu, Y.C., Bekdaş, G., Yucel, M., Nigdeli, S.M., Kayabekir, A.E., Kim, S., Geem, Z.W., 2021, Total potential optimization using metaheuristic algorithms for solving nonlinear plane strain systems, *Applied sciences*, 11 (7), 3220.

Yucel, M., Bekdaş, G., Nigdeli, S.M., Kayabekir, A.E., 2021, An artificial intelligence-based prediction model for optimum design variables of reinforced concrete retaining walls, *International journal of geomechanics*, 21 (12), 04021244.

Bekdaş, G., Yucel, M., Nigdeli, S.M., 2021, Estimation of optimum design of structural systems via machine learning, *Frontiers of structural and civil engineering*, 15 1441-1452.

Yucel, M., Bekdaş, G., Işıkdag, Ü., Apak, S., 2021, Optimum modelling for rectangular shape reinforced concrete (RC) beam with the aim of minimum CO2 emission, *Journal of enironmental protection and ecology*, 22 (5), 1992-2002.

Yucel, M., Nigdeli, S.M., Bekdaş, G., 2022, Generation of sustainable models with multi-objective optimum design of reinforced concrete (RC) structures, *Structures, 40, 223-2*36.

Bekdaş, G., Yucel, M., Nigdeli, S.M., 2022, Generation of eco-friendly design for post-tensioned axially symmetric reinforced concrete cylindrical walls by minimizing of CO2 emission, *The tall and special buildings*, e1948.

Namli, E., Yucel, M., Unlu, R., Adiguzel Tuylu, A., 2022, Smart estimation model for energy performance certificates of residential buildings, *Journal of engineering research*.

Malgit, B., Isikdag, U., Bekdaş, G., Yucel, M., 2022, A generative design-to-BIM workflow for minimum weight plane truss design, *Revista de la construccíon*, 21(2), 473-492.

Nigdeli, S.M., Yücel, M., Bekdaş, G., 2022, A hybrid artificial intelligence model for design of reinforced concrete columns, *Neural computing and applications*, 1-9.

2. Diğer dergilerde yayınlanan makaleler:

Yücel, M., Namli, E., 2017, Yapay zekâ modelleri ile betonarme yapılara ait enerji performans sınıflarının tahmini, *Uludağ University journal of the faculty of engineering,* 22 (3), 325-346.

Yucel, M., Bekdaş, G., Nigdeli, S.M., Sevgen, S., 2018, Artificial neural network model for optimum design of tubular columns, *International journal of theoretical and applied mechanics*, 3, 82-86.

Yucel, M., Öncü Davas, S., Nigdeli, S.M., Bekdaş, G., Sevgen, S., 2018, Estimating of analysis results for structures with linear base isolation systems using artificial neural network model, *International journal of control systems and Robotics,* 3, 50-56.

Yücel, M., Bekdaş, G., Nigdeli, S.M., 2020, Minimizing the weight of cantilever beam via metaheuristic methods by using different population-iteration combinations, *WSEAS transactions on computers*, 19, 66-77.

Kayabekir, A.E., Yücel, M., Bekdaş, G., Nigdeli, S.M., 2020, Comparative study of optimum cost design of reinforced concrete retaining wall via metaheuristics, *Challenge journal of concrete research letters,* 11 (3), 75-81.

Yucel, M., Nigdeli, S.M., Bekdaş, G., 2021, Evaluation of artificial neural network-based formulations for tuned mass dampers, *Challenge journal of structural mechanics*, 7 (1), 17-26.

Yucel, M., Bekdaş, G., Nigdeli, S.M., 2021, Decision-making model based multilayer perceptrons for estimation of optimum design properties for truss structure, *Challenge journal of structural mechanics,* 7 (4), 170-179.

Akbay Arama, Z., Yucel, M., Akin, M.S., Dalyan, I., 2021, A comparative study on the application of artificial intelligence networks versus regression analysis for the prediction of clay plasticity, *Arabian journal of geosciences*, 14, 534.

Akbay Arama, Z., Yucel, M., Akin, M.S., Dalyan, I., 2021, Reply to "Discussion: a comparative study on the application of artificial intelligence networks versus regression analysis for the prediction of clay plasticity [Arab J Geosci (2021) 14 (7): 534] Brendan O'Kelly and Amin Soltani", *Arabian journal of geosciences*, 14, 1-14.

Akbay Arama, Z., Bekdaş, G., Işıkdag, Ü., Hepsağ, A., Yucel, M., 2022, The application of Residual Augmented Least Squares method to predict the consistency properties of special clayey soils, *Arabian journal of geosciences*, *15*, 436.

3. Hakemli kongre / sempozyumların bildiri kitaplarında yer alan yayınlar:

Yucel, M., Bekdaş, G., Nigdeli, S.M., Sevgen, S., 2018, Artificial neural network model for optimum design of tubular columns, *7th international conference on applied and computational mathematics (ICACM '18),* 23-25 November 2018 Rome- Italy.

Yucel, M., Öncü Davas, S., Nigdeli, S.M., Bekdaş, G., Sevgen, S., 2018, Estimating of analysis results for structures with linear base isolation systems using artificial neural network model, *7th international conference on applied and computational mathematics (ICACM '18),* 23-25 November 2018 Rome-Italy.

Yucel, M., Nigdeli, S.M., Bekdaş, G., 2019, Optimum design of tubular columns for different cases by using prediction model generated via artificial neural networks, *IV. Eurasian conference on civil and environmental engineering (ECOCEE),* 17-18 June 2019 Istanbul-Turkey.

Yucel, M., Nigdeli, S.M., Bekdaş, G., 2019, Estimation model for generation optimization of design variables for I-beam vertical deflection minimization, *IV. Eurasian conference on civil and environmental engineering (ECOCEE),* 17-18 June 2019 Istanbul-Turkey.

Yucel, M.. Öncü Davas, S., Bekdaş, G., Nigdeli, S.M., 2019, Comparison of real and predicted results via artifical neural network model for base-isolated structures, *12th HSTAM international congress on mechanics*, 22–25 September 2019 Thessaloniki-Greece.

Yucel, M., Nigdeli, S.M., Bekdaş, G., 2019, Generation of an artifical neural network model for optimum design of I-beam with minimum vertical deflection, *12th HSTAM international congress on mechanics*, 22–25 September 2019 Thessaloniki-Greece.

Kayabekir, A.E., Yucel, M., Bekdaş, G., Nigdeli, S.M., 2019, An artificial neural network model for prediction of optimum amount of carbon fiber reinforced polymer for shear capacity improvement of beams, *12th HSTAM international congress on mechanics,* 22–25 September 2019 Thessaloniki-Greece.

Yücel, M., Nigdeli, S.M., Bekdaş, G., 2021, *The comparison of classical and artificial neural network-based formulations for tuned mass damper optimization,* In: Nigdeli S.M., Kim J.H., Bekdaş G., Yadav A. (eds.) Proceedings of 6th international conference on harmony search, soft computing and applications (ICHSA2020), Advances in intelligent systems and computing (vol. 1275), Springer, Singapore, 93-109.

Toklu, Y.C., Bekdaş, G., Kayabekir, A.E., Nigdeli, S.M., Yücel, M., 2021, *Total potential optimization using metaheuristics: analysis of cantilever beam via plane-stress members,* In: Nigdeli S.M., Kim J.H., Bekdaş G., Yadav A. (eds.) Proceedings of 6th international conference on harmony search, soft computing and applications (ICHSA 2020), Advances in intelligent systems and computing (vol. 1275), Springer, Singapore, 127-138.

Akbay Arama, Z., Yücel, M., Akın, M.S., Nuray, S.E., Alten, O., 2021, *Prediction of soil plasticity index with the use of regression analysis and artificial neural networks: a specific case for Bakırköy district*. In: Nigdeli S.M., Kim J.H., Bekdaş G., Yadav A. (eds.) Proceedings of 6th international conference on harmony search, soft computing and applications (ICHSA2020), Advances in intelligent systems and computing (vol. 1275), Springer, Singapore, 281-293.

Akbay Arama, Z., Gençdal, H.B., Nuray, S.E., Yücel, M., 2021, *The applicability of regression analysis and artificial neural networks to the prediction process of consistency and compaction properties of high plastic clays*. In: Nigdeli S.M., Kim J.H., Bekdaş G., Yadav A. (eds.) Proceedings of 6th international conference on harmony search, soft computing and applications (ICHSA2020), Advances in intelligent systems and computing (vol. 1275), Springer, Singapore, 295-305.

Yücel, M., Bekdaş, G., Nigdeli, S.M., 2021, *Prediction of optimum 3-bar truss model parameters with an ANN model,* In: Nigdeli S.M., Kim J.H., Bekdaş G., Yadav A. (eds.) Proceedings of 6th international conference on harmony search, soft computing and applications (ICHSA2020), Advances in intelligent systems and computing (vol. 1275), Springer, Singapore, 317-324.

Yücel, M., Bekdaş, G., Nigdeli, S.M., Kayabekir, A.E., 2021, Optimum design of reinforced concrete retaining walls by using specific parameter-free metaheuristic algorithms, *14th ECCOMAS thematic conference on evolutionary and deterministic methods for design, optimization and control (EUROGEN2021),* 28-30 June 2021 Athens-Greece.

Kayabekir, A.E., Nigdeli, S.M., Bekdaş, G., Yücel, M., 2021, Optimum design of tuned mass dampers for real-size structures via adaptive harmony search algorithm, *14th ECCOMAS thematic conference on evolutionary and deterministic methods for design, optimization and control (EUROGEN2021),* 28-30 June 2021 Athens-Greece.

Nigdeli, S.M., Bekdaş, G., Yücel, M., 2021, The effect of inherent damping on frequency domain response for tuned mass damper implemented systems, *19th international conference of numerical analysis and applied mathematics (ICNAAM2021),* 20-26 September 2021 Rhodes-Greece.

Gençdal, H.B., Başbuğ, B., Seçkin, E., Yücel, M., Akbay Arama, Z., 2021, Effects of specific gravity, fine content and consistency limits of kaolin-sand mixtures on the compaction behavior, *14th international congress on advances in civil engineering (ACE2020-21),* 6-8 September 2021 İstanbul-Turkey, 1-10.

Yücel, M., Akbay Arama, Z., Gençdal, H.B., Başbuğ, B., Seçkin, E., 2021, ANN based prediction models for consistency and compaction characteristics of bentonite-sand mixtures, *Mediterranean geoscience union annual meeting-21,* 25-28 November 2021 İstanbul-Turkey, 1-10.

Nigdeli, S.M., Bekdaş, G., Yücel, M., Kayabekir, A.E., Toklu, Y.C., 2022, *Analysis of non-linear structural systems via hybrid algorithms*, In: Vasant P., Zelinka I, Weber G.W. (eds.) Proceedings of 4th international conference on intelligence computing & optimization (ICO2021), Lecture notes in networks and systems (vol. 371), Springer, Cham, Switzerland, 536-545.

Yücel, M., Bekdaş, G., Nigdeli, S.M., Geem, Z.W., 2022, *Optimization of truss structures with sizing of bars by using hybrid algorithms*. In: Vasant P., Zelinka I, Weber G.W. (eds.) Proceedings of 4th international conference on intelligence computing & optimization (ICO2021), Lecture notes in networks and systems (vol. 371), Springer, Cham, Switzerland, 592-601.

Yücel, M., Bekdaş, G., Nigdeli, S.M., 2022, *Prediction of minimum CO2 emission for rectangular shape reinforced concrete (RC)*, In: Kim J.H., Deep K., Geem Z.W., Sadollah A., Yadav A. (eds.) Proceedings of 7th international conference on harmony search, soft computing and applications (ICHSA2022), Lecture notes on data engineering and communications technologies (LNDECT), Springer Nature, Singapore, 13-47.

Yücel, M., Nigdeli, S.M., Bekdaş, G., 2022, *Minimization the CO2 emission for optimum design of T-shape reinforced concrete (RC) beam*, In: Kim J.H., Deep K., Geem Z.W., Sadollah A., Yadav A. (eds.) Proceedings of 7th international conference on harmony search, soft computing and applications (ICHSA2022), Lecture notes on data engineering and communications technologies (LNDECT), Springer Nature, Singapore, 13-47.

Yücel, M., Nigdeli, S.M., Bekdaş, G., 2022, Optimization of tuned mass damper using sine wave excitation, *The 26th international conference "Mechanika-2022",* 20 May 2022 Kaunas-Lithuania.

4. Kitap ve kitap bölümleri:

Yücel, M., Bekdaş, G., Nigdeli, S.M., 2019, *Review and applications of machine learning and artificial ıntelligence in engineering: overview for machine learning and AI*, In: Bekdaş G., Nigdeli S.M., Yücel M. (eds.) Artificial intelligence and machine learning applications in civil, mechanical, and industrial engineering, IGI Global Publications, New York, USA, 1-12.

Yücel, M., Nigdeli, S.M., Bekdaş, G., 2019, *Artificial neural networks (ANNs) and solution of civil engineering problems: ANNs and prediction applications*, In: Bekdaş G., Nigdeli S.M., Yücel M. (eds.) Artificial intelligence and machine learning applications in civil, mechanical, and industrial engineering, IGI Global Publications, New York, USA, 13-38.

Yücel, M., Kayabekir, A.E., Nigdeli, S.M., Bekdaş, G., 2019, *Optimum design of carbon fiber-reinforced polymer (CFRP) beams for shear capacity via machine learning methods: optimum prediction methods on advance ensemble algorithms–bagging combinations*, In: Bekdaş G., Nigdeli S.M., Yücel M. (eds.)

Artificial intelligence and machine learning applications in civil, mechanical, and industrial engineering, IGI Global Publications, New York, USA, 85-103.

Yücel, M., Namlı, E., 2019, *High performance concrete (HPC) compressive strength prediction with advanced machine learning methods: combinations of machine learning algorithms with bagging, rotation forest, and additive regression*, In: Bekdaş G., Nigdeli S.M., Yücel M. (eds.) Artificial intelligence and machine learning applications in civil, mechanical, and industrial engineering, IGI Global Publications, New York, USA, 118-140.

Yucel, M., Nigdeli, S.M., Bekdaş, G., 2021, *Artificial intelligence and machine learning with reflection for structural engineering: A review*, In: Nigdeli S.M., Bekdaş G., Kayabekir A.E., Yucel M. (eds.) Advances in structural engineering—optimization. studies in systems, decision and control (vol. 326), Springer, Cham, Switzerland, 23-72.

Toklu, Y.C., Bekdaş, G., Kayabekir, A.E., Nigdeli, S.M., Yücel, M., 2021, *Total potential optimization using hybrid metaheuristics: A tunnel problem solved via plane stress members*, In: Nigdeli S.M., Bekdaş G., Kayabekir A.E., Yucel M. (eds.) Advances in structural engineering—optimization, Studies in systems, decision and control (vol. 326), Springer, Cham, Switzerland, 221-236.

Yucel, M., Nigdeli, S.M., Kayabekir, A.E., Bekdaş, G., 2021, *Optimization and artificial neural network models for reinforced concrete members*, In: Carbas S., Toktas A., Ustun D. (eds.) Nature-inspired metaheuristic algorithms for engineering optimization applications, Springer tracts in nature-ınspired computing, Springer, Singapore, 181-199.

Kayabekir, A.E., Bekdaş, G., Yücel, M., Nigdeli, S.M., Geem, Z.W., 2021, *Harmony search algorithm for structural engineering problems*, In: Carbas S., Toktas A., Ustun D. (eds.) Nature-inspired metaheuristic algorithms for engineering optimization applications, Springer tracts in nature-inspired computing, Springer, Singapore, 13-47.

Yücel, M., Bekdaş, G., Nigdeli, S.M., 2022, *Metaheuristics-based optimization of TMD parameters in time-domain history*. In: Bekdaş G., Nigdeli S.M. (eds.). Optimization of tuned mass dampers. studies in systems, decision and control, vol 432. Springer, Cham, 55-66.

Yücel, M., Nigdeli, S.M., Bekdaş, G., 2022, *Machine learning-based model for optimum design of TMDs by using artificial neural networks*. In: Bekdaş G., Nigdeli S.M. (eds.). Optimization of tuned mass dampers. studies in systems, decision and control, vol 432. Springer, Cham, 175-187.

Yücel, M., Bekdaş, G., Nigdeli, S.M., 2022, *Review and applications of machine learning and artificial ıntelligence in engineering: overview for machine learning and AI*, In: Bekdaş G., Nigdeli S.M., Yücel M. (eds.) Research

anthology on machine learning techniques, methods, and applications, IGI Global Publications, New York, USA, 1-12.

Yücel, M., Kayabekir, A.E., Nigdeli, S.M., Bekdaş, G., 2022, *Optimum design of carbon fiber-reinforced polymer (CFRP) beams for shear capacity via machine learning methods: optimum prediction methods on advance ensemble algorithms–bagging combinations*, In: Bekdaş G., Nigdeli S.M., Yücel M. (eds.) Research anthology on machine learning techniques, methods, and applications, IGI Global Publications, New York, USA, 85-103.

Yücel, M., Namlı, E., 2022, *High performance concrete (HPC) compressive strength prediction with advanced machine learning methods: combinations of machine learning algorithms with bagging, rotation forest, and additive regression*, In: Bekdaş G., Nigdeli S.M., Yücel M. (eds.) Research anthology on machine learning techniques, methods, and applications, IGI Global Publications, New York, USA, 118-140.

Yücel, M., Bekdaş, G., Nigdeli, S.M., 2022, *Estimation models for optimum design of structural engineering problems via swarm-ıntelligence based algorithms and artificial neural networks*. In: Biswas A., Kalayci C.B., Mirjalili S. (eds.) Advances in swarm intelligence: variations and adaptations for optimization problems, Springer, Cham, Switzerland, 255-267.