T.C.
İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ-CERRAHPAŞA
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

METASEZGİSEL ALGORİTMALARLA OPTİMUM AYARLI KÜTLE SÖNÜMLEYİCİSİ TASARIMI VE YAPAY ZEKÂ TABANLI TAHMİN MODELİ

Melda YÜCEL

Doç. Dr. Gebrail BEKDAŞ

İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı

İnşaat Mühendisliği Programı

İSTANBUL-2019

Bu çalışma 01.07.2019 Tarihinde aşağıdaki jüri tarafından İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı, İnşaat Mühendisliği Programı Yüksek Lisans Tezi olarak kabul edilmiştir.

TEZ JÜRİSİ

Doç. Dr. Gebrail BEKDAŞ
İstanbul Üniversitesi-Cerrahpaşa
Mühendislik Fakültesi

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

Prof. Dr. C. Melek KAZEZYILMAZ ALHAN
İstanbul Üniversitesi-Cerrahpaşa
Mühendislik Fakültesi

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.

ÖNSÖZ

Depremlerin, insan yaşamı açısından çok önemli bir yere sahip olması sebebiyle yapı güvenliği ve korunmasının sağlanması, güvenli yapıların oluşturulması kadar önemli bir yere sahiptir. Bu amaçla bu tez çalışmasında, özellikle deprem gibi dinamik etkilerin kontrol altına alınmasında oldukça etkili olan bir sistem olan ayarlı kütle sönümleyicilerinin en doğru şekilde tasarlanmasında optimizasyon ve yapay zekâ yöntemlerinden yapay sinir ağları kullanılmıştır. Tez çalışmalarımı gerçekleştirirken ve lisansüstü eğitim ve öğrenimim sırasında göstermiş olduğu her türlü destek ve yardımdan dolayı değerli hocam ve tez danışmanım Doç. Dr. Gebrail BEKDAŞ' a en içten dileklerimle teşekkür ederim. Ayrıca tez çalışmalarım sırasında vermiş olduğu bilgi ve desteklerinden dolayı Doç. Dr. Sinan Melih NİĞDELİ' ye ve her türlü sabır ve desteklerinden dolayı aileme teşekkür ederim.

Temmuz 2019 Melda YÜCEL

İÇİNDEKİLER

Sayfa No

ÖNSÖZ ..... **iv**
İÇİNDEKİLER ..... **v**
ŞEKİL LİSTESİ ..... **vii**
TABLO LİSTESİ ..... **viii**
SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ ..... **ix**
ÖZET ..... **xiiii**
SUMMARY ..... **xv**
1. GİRİŞ **1**
2. GENEL KISIMLAR **4**
2.1. AYARLI KÜTLE SÖNÜMLEYİCİLERİ (TMD) 4
2.1.1. TMD' lerin Tarihsel Gelişimi ve Yapılan Çalışmalar 6
2.2. OPTİMİZASYON 9
2.2.1. Optimizasyon Tarihi ve Gelişimi 11
2.2.2. Metasezgisel Optimizasyon Algoritmaları 14
2.2.2.1. Genetik Algoritma 16
2.2.2.2. Armoni Arama Algoritması 17
2.2.2.3. Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyon 18
2.2.2.4. Parçacık Sürü Optimizasyonu 19
2.2.2.5. Tabu Arama Algoritması 19
2.2.2.6. Karınca Kolonisi Algoritması 20
2.2.2.7. Benzetim Tavlaması 21
2.2.2.8. Yapay Bağışıklık Algoritması 22
2.2.2.9. Jaya Algoritması 22
2.2.2.10. Bulanık Mantık 23
2.2.2.11. Çiçek Tozlaşma Algoritması 23
2.2.2.12. Yapay Arı Kolonisi Algoritması 26
2.2.2.13. Yarasa Algoritması 27
2.2.2.14. Ateşböceği Algoritması 27

2.2.3. Optimizasyonun Kullanım Alanları....28
2.2.4. İnşaat Mühendisliğinde Optimizasyon Uygulamaları....29
2.2.5. TMD' ler İçin Gerçekleştirilmiş Optimizasyon Uygulamaları....37
2.3. YAPAY ZEKÂ VE MAKİNE ÖĞRENMESİ....40
2.3.1. Yapay Zekâ ve Makine Öğrenmesi Gelişim Süreci....43
2.3.2. Yapay Zekâ ve Makine Öğrenmesi Uygulamaları....48
2.3.3. Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları....52
2.3.3.1. İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları....54
2.3.3.2. Geri Yayılım Algoritması....56
2.3.3.3. YSA ile Gerçekleştirilmiş Tahmin Uygulamaları....58
3. MALZEME VE YÖNTEM....61
3.1. YAPILARIN DİNAMİK HAREKETİ....61
3.1.1. Dinamik Kuvvet, Yapı ve TMD Özelliklerinin Belirlenmesi....61
3.1.2. Dinamik Modelleme Yaklaşımına Göre Yapıya Etkiyen Kuvvetler....63
3.2. OPTİMUM TMD PARAMETRELERİNİN BELİRLENMESİ....66
3.2.1. FPA Kurallarına Göre Matrislerin Oluşturulması....66
3.3. YSA İLE GELİŞTİRİLEN YAPAY ZEKÂ MODELİ....67
3.3.1. Modelin Oluşturulması ve YSA ile Eğitim ve Öğrenme Süreci....68
4. BULGULAR....69
4.1. YENİ MODELLER İÇİN OPTİMUM DEĞERLERİN TAHMİNİ....70
4.1.1. Ana Modelin YSA ve Optimizasyon Sonuçlarının Değerlendirilmesi....70
4.1.2. Yeni Modellere Ait YSA ve Optimizasyon Sonuçlarının Karşılaştırılması....70
4.2. YSA MODELİNİN BELİRLEDİĞİ OPTİMUM PARAMETRELERLE DENKLEM GELİŞTİRME....71
4.2.1. Yeni Modeller İçin Mevcut Metotlarla YSA Denklemlerinin Karşılaştırılması....74
4.2.1.1. Sdof Yapılar....75
4.2.1.2. Mdof Yapılar....77
5. TARTIŞMA VE SONUÇ....84
KAYNAKLAR....87
EKLER....99
EK-1. Optimizasyon Sonuçları ile Oluşturulan Eğitim Seti....99
EK-2. YSA Eğitim Sonuçları....101
ÖZGEÇMİŞ....104

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa No

Şekil 2.1: Taipei 101 binası (Tayvan) 5
Şekil 2.2: Dünyada TMD kullanılan örnek yapılar 5
Şekil 2.3: *f (x)* fonksiyonunun minimum değeri ile *–f (x)* fonksiyonunun maksimum değerinin eşitliğini gösteren durum (Rao, 2009) 10
Şekil 2.4: Genetik algoritmaların genel akış şeması (Uygunoğlu ve Yurtçu, 2006) 17
Şekil 2.5: Karıncaların yiyecek arama davranışı (Kahatadeniya ve diğ., 2009). 21
Şekil 2.6: Yapay zekâ sistemi (Nilsson, 1998) 42
Şekil 2.7: Turing testinin uygulanışı (Luger, 2009) 45
Şekil 2.8: Çok katmanlı ileri beslemeli sinir ağı (Chou ve diğ., 2015) 55
Şekil 2.9: Gizli veya çıkış katmanı düğümü için aktivasyon fonksiyonu ile çıktı tahmini (Han ve Kamber, 2006) 57
Şekil 3.1: Üzerinde TMD bulunan sdof yapı (Yucel ve diğ., 2019). 63
Şekil 3.2: Tek serbestlik dereceli bir **s**istemin serbest cisim diyagramı 63
Şekil 3.3: TMD içeren bir mdof yapı sistemi (Bekdaş ve Nigdeli, 2013). 65
Şekil 3.4: Optimum tasarım değişkenlerinin tahmini için kurulan YSA yapısı 68
Şekil 4.1: Yeni tasarımlar için optimum tasarım değerlerini belirleme süreci 69
Şekil 4.2: YSA tahminleri ile TMD periyotu-kütle oranı arasındaki ilişki 72
Şekil 4.3: YSA tahminleri ile TMD periyotu-kütle oranı arasındaki ilişki 72
Şekil 4.4: TMD sönüm oranı-kütle oranı grafiği için eğri uydurma 73
Şekil 4.5: TMD frekans oranı-kütle oranı ilişkisi ve eğri uydurma 73
Şekil 4.6: 10 katlı yapı örneği için ilk katın ivme transfer fonksiyon grafiği (μ=0.05) 80
Şekil 4.7: 10 katlı yapı örneği için ilk katın ivme transfer fonksiyon grafiği (μ=0.20) 81
Şekil 4.8: 40 katlı yapı örneği için ilk katın ivme transfer fonksiyon grafiği (μ=0.05) 82

TABLO LİSTESİ

Sayfa No

Tablo 2.1: Çeşitli alanlarda gerçekleştirilen optimizasyon uygulamaları 28
Tablo 3.1: Yapı, TMD ve deprem kuvvetinin dinamik bileşenleri..... 62
Tablo 3.2: Optimizasyonda ele alınan yapı periyotu ve kütle oranı değerleri..... 66
Tablo 4.1: Yeni modeller için optimum tasarım değişkeni tahmininde YSA-FPA kıyaslaması 70
Tablo 4.2: YSA ile geliştirilen denklemlerle karşılaştırılan mevcut yöntemler 75
Tablo 4.3: Sdof yapılar için amaç fonksiyonu değerleri 75
Tablo 4.4: Sdof yapılar için optimum sönüm oranı sonuçları 76
Tablo 4.5: Sdof yapılar için optimum frekans oranı sonuçları 76
Tablo 4.6: Geliştirilmiş denklemlerin test edilmesinde kullanılan deprem kayıtları..... 78
Tablo 4.7: TMD eklenen 10 katlı yapı için optimum sonuçlar ve maksimum yapı tepkileri (μ=0.05) 79
Tablo 4.8: TMD eklenen 10 katlı yapı için optimum sonuçlar ve maksimum yapı tepkileri (μ=0.20) 80
Tablo 4.9: TMD eklenen 40 katlı yapı için optimum sonuçlar ve maksimum yapı tepkileri (μ=0.05) 82

SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ

Simgeler	Açıklama
Δw_{kj}	: Ağırlık Değişimi (Gizli-Çıkış Katmanı)
Δw_{nk}	: Ağırlık Değişimi (Giriş-Gizli Katman)
a	: İvme
b_{ij}	: Bias değeri
C	: Sönüm Matrisi
c	: Yapının Sönüm Değeri
c_d	: TMD Sönüm Değeri
$c_{d,opt}$	: TMD Optimum Sönüm Değeri
CM	: Başlangıç Matrisi
f	: Yapay Sinir Ağı Aktivasyon Fonksiyonu
f	: Yapı Frekansı
f **(TF)**	: Amaç Fonksiyonu
F(t)	: Dış uyarım
F_d	: Sönümleme Kuvveti
f_d	: TMD Frekansı
F_i	: Atalet Kuvveti
FM	: Başlangıç Çiçek Matrisi
f_{opt}	: Optimum Frekans Oranı
f_{pi}	: Amaç Fonksiyonu
F_s	: Rijitlik Kuvveti
FV	: Aday Çiçek Vektörleri
g_{pk}	: Büyük-Küçük Durumu İçin Kısıt Fonksiyonu
h_{pj}	: Eşitsizlik Durumu İçin Kısıt Fonksiyonu
K	: Rijitlik Matrisi
k	: Yapı Rijitlik Katsayısı
k_d	: TMD Rijitlik Katsayısı
M	: Kütle Matrisi
m	: Yapı Kütlesi
m_d	: TMD Kütlesi
n	: Tasarım Değişkeni Sayısı
net	: Aktifleşme Seviyesi

nf : Popülasyon/Çiçek Sayısı (Number of Flower)

$\mathbf{O_j}$: Çıkış Nöronunun Tahmin Değeri

$\mathbf{O_k}$: Gizli Nöron Tahmin Değeri

$\boldsymbol{p}$: Optimizasyon Problemi

$\mathbf{R^2}$: Determinasyon Katsayısı

sp : Anahtar Olasılığı (Switch Probability)

$\mathbf{T_d}$: TMD Periyotu

TF : Yapının Transfer Fonksiyonu

$\mathbf{TF_1}$: Mdof Yapının 1. Katının Transfer Fonksiyonu Değeri

$\mathbf{TF_d}$: TMD Transfer Fonksiyonu

$\mathbf{T_j}$: Gerçek Çıktı Değeri

$\mathbf{T_s}$: Yapının Doğal Periyotu

$\mathbf{w_{ijk}}$: Bağlantı Ağırlığı

w_{nj} : Bağlantı Ağırlığı

$\boldsymbol{x}$: Karar Değişkeni

$\dot{\mathbf{x}}$: Yapı Hızı

$\ddot{\mathbf{x}}$: Yapı İvmesi

x : Yapının Yere Göre Yatay Deplasmanı

$\boldsymbol{x^*}$: $f(x)$ fonksiyonunun minimum değerini aldığı nokta

$\mathbf{x_1}$: Yapının Yere Göre Birinci Kat Yatay Deplasmanı

$\mathbf{x_{10}}$: Yapının Yere Göre Onuncu Kat Yatay Deplasmanı

$\mathbf{x_{40}}$: Yapının Yere Göre Kırkıncı Kat Yatay Deplasmanı

$\dot{\mathbf{x}}_\mathbf{d}$: TMD' nin Hızı

$\ddot{\mathbf{x}}_\mathbf{d}$: TMD' nin İvmesi

$\mathbf{x_d}$: TMD' nin Yere Göre Yatay Deplasmanı

$\boldsymbol{X_{eniyi}}$: Başlangıç Çözüm Matrisinde Amaç Fonksiyonunu Minimum Yapan Çözüm

$\ddot{\mathbf{x}}_\mathbf{g}$: Deprem (Yer) İvmesi

$\mathbf{X_i}$: Giriş Nöronu

$\boldsymbol{X_{i,j}}$: Tasarım Değişkeni

$\boldsymbol{X_k}$: Başlangıç Çözüm Matrisinden Rastgele Seçilen k. Çözüm

$\boldsymbol{X_m}$: Başlangıç Çözüm Matrisinden Rastgele Seçilen m. Çözüm

$\boldsymbol{X_{maks}}$: Tasarım Değeri İçin Üst Limit

$\boldsymbol{X_{min}}$: Tasarım Değeri İçin Alt Limit

$\ddot{\mathbf{x}}_\mathbf{t}$: Yapının Toplam İvmesi

X_{yeni} : Tasarım Değişkenine Ait Yeni Değer

y_n : Bir Önceki Katmandan Elde Edilen Çıktı Değeri

α : Momentum Oranı

δ_j : Çıkış Katmanında Geriye Doğru Yayılan Hata

δ_k : Gizli Katmanda Geriye Doğru Yayılan Hata

η : Öğrenme Oranı (Hızı)

θ_j : Bias (Eşik) Değeri

μ : Kütle Oranı

ξ : Yapının Sönüm Oranı

ξ_d : TMD Sönüm Oranı

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

ω : Yapının Doğal Açısal Frekansı

ω_d : TMD' nin Açısal Frekansı

$\omega_{d,\,opt}$: TMD' nin Optimum Açısal Frekansı

Kısaltmalar	**Açıklama**
ABC	: Artificial Bee Colony
ACO	: Ant Colony Optimization
AI	: Artificial Intelligence
AIS	: Artificial Immune System
AISC	: American Institute of Steel Construction
ANN	: Artificial Neural Network
AntHS	: Karınca Kolonisi-Armoni Arama Yöntemlerinin Birleşimi
BA	: Bat Algorithm
CD	: Compact Disc
CS	: Cuckoo Search
dB	: Desibel
DNA	: Deoksiribo Nükleik Asit
FEMA	: Quantification of Building Seismic Performance Factors
FA	: Firefly Algorithm
FPA	: Flower Pollunation Algorithm
FRP	: Fiber Reinforced Polymers
GA	: Genetic Algorithm
GPS	: Global Positioning System

HS : Harmony Search
IA : Immune Algorithm
MAE : Mean Absolute Error
MAPE : Mean Absolute Percentage Error
mdof : Multi Degree of Freedom
MIT : Massachusetts Institute of Technology
MR : Manyetoreolojik
MSE : Mean Squared Error
NLP : Natural Language Processing
PSO : Particle Swarm Optimization
RMSE : Root Mean Squared Error
SA : Simulated Annealing
sdof : Single Degree of Freedom
TLBO : Teach-Learn Based Optimization
TMD : Tuned Mass Damper
TS : Tabu Search
URL : Uniform Resource Locator
YSA : Yapay Sinir Ağı
yy : Yüzyıl

ÖZET

YÜKSEK LİSANS TEZİ

METASEZGİSEL ALGORİTMALARLA OPTİMUM AYARLI KÜTLE SÖNÜMLEYİCİSİ TASARIMI VE YAPAY ZEKÂ TABANLI TAHMİN MODELİ

Melda YÜCEL

İstanbul Üniversitesi-Cerrahpaşa

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü

İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman : Doç. Dr. Gebrail BEKDAŞ

Bu çalışma, özellikle yüksek yapılı binalarda deprem, rüzgâr, hidrolik kuvvetler vb. gibi dış dinamik etkenlerden dolayı oluşan ve yapı ile canlılara zarar verebilecek titreşim ve yer değiştirme (deplasman) gibi yapı tepkilerinin azaltılması ve nihayetinde tamamen sönümlenmesi amacıyla kullanılan ayarlı kütle sönümleyicilerine (TMD) yöneliktir. Bu amaçla yapılarda kontrol sistemlerinden biri olan TMD' lerin kullanılmasıyla bu etkiler en aza indirilebilmektedir.

Hedeflenen amaç doğrultusunda TMD' lerin optimum ayarlanması ile en doğru davranışı sergileyen sönümleyici yapısının elde edilmesi olası yapı hasarlarının minimum değerlerde oluşması açısından da fayda sağlamaktadır. Bu nedenle optimizasyon sürecinde güncel meta sezgisel algoritmalardan biri olan çiçek tozlaşması algoritması (FPA) kullanılarak optimizasyonun amacı olan transfer fonksiyonunun en büyük genlik değerinin minimizasyonunu sağlayacak optimum ayarlı kütle sönümleyicisi parametreleri elde edilmiştir. Ardından gerçekleştirilen tahmin sürecinde ise elde edilen optimum tasarım parametrelerinin (optimum sönüm oranı ve periyot) yapay sinir ağları (YSA) kullanılarak oluşturulan yapay zekâ tabanlı bir sistemde eğitilmesi ile hedeflenen sistem öğrenmesinin sağlanması ve bu sayede yeni tasarım modelleri için TMD parametrelerinin optimum değerlerinin tahmin edilmesi mümkün

olmuştur. Ayrıca tahmin edilen optimum parametreler ile transfer fonksiyonun minimum amaç fonksiyonu değeri de doğrudan hesaplanabilmiştir.

Böylece geliştirilen öğrenme ve tahmin sistemi ile yinelemeli optimizasyon işlemlerinin gerektirdiği sürenin en aza indirilmesi mümkün olmakta ve istenilen sonuçlara daha hızlı ve daha az çaba ile ulaşılabilmektedir. Diğer yandan eğitim verisinin artırılmasıyla daha doğru tahmin sonuçları üretilebilmesi ve çok sayıda yeni TMD tasarımı için aynı anda tahmin yapabilmeyi mümkün kılan bir sistem olması da bu yapay zekâ modelinin daha esnek ve kolay müdahale edilebilir olmasını sağlamaktadır. Bu sayede en doğru ve sağlıklı TMD tasarımlarının elde edilmesi ile depremlerin yapılara vermiş olduğu zararların azaltılması mümkün olmaktadır.

Temmuz 2019, 121 sayfa.

Anahtar kelimeler: Ayarlı kütle sönümleyici (TMD), yapay sinir ağları (YSA), makine öğrenimi, çiçek tozlaşma algoritması (FPA), sismik yapılar.

SUMMARY

M.Sc. THESIS

DESIGN OPTIMUM TUNED MASS DAMPERS WITH METAHEURISTIC ALGORITHMS AND PREDICTION MODEL BASED ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Melda YÜCEL

Istanbul University-Cerrahpasa

Institute of Graduate Studies

Department of Civil Engineering

Supervisor : Assoc. Prof. Dr. Gebrail BEKDAŞ

This study is towards to tuned-mass dampers (TMD), which is used with the aim of decreasing and ultimately damping of structure responses as vibration and displacement especially in high structures, that is occurring due to external dynamic factors such as earthquake, wind, hydraulic forces, and is may damage alives with structures. To this end, these effects can be minimized with utilization of TMDs, which is one of the control systems in structures.

In line with targeted purposes, with tuning of TMDs optimal, obtain of TMD structure performing the most properly behavior, also works out in terms of the compose of potential structure damages at minimum values. Therefore in optimization process, optimum tuned-mass damper parameters are obtained, which will be able to make minimization of the biggest (peak) amplitude value of transfer function, which is object of optimization by using flower pollination algorithm (FPA), that is one of the current metaheuristic algorithms. in performed prediction process following it, actualizing of targeted system-learning with training of obtained optimum design parameters (optimum damping ratio and period) in an artificial intelligence-based system, which is generated using artificial neural networks (ANN), and thus predicting of optimum values of TMD parameters are possible for new design models. Also, minimum

objective function value of transfer function could be calculated directly with the predicted optimum parameters.

In this way, minimization of time requiring by optimization actions, is possible through learning and prediction system, which is developed; and may be reached to desired results more rapidly and with less effort. On the other hand, achievability of more accurate prediction results, with incremented of the training data, and it is a system that enables be able to make prediction simultaneously for numerous new TMD design, ensures to become more flexible and more easily intervenable of this artificial intelligence model. Thus, decreasing of damages, which are brought to structures by earthquakes, via achieving of the most correct and healthy TMD designs, is possible.

July 2019, 121 pages.

Keywords: Tuned-mass damper (TMD), artificial neural networks (ANN), machine learning, flower pollination algorithm (FPA), seismic structures.

1. GİRİŞ

Mühendislik alanlarının birçoğunda oluşturulmak istenen tasarımlar veya çözülmesi beklenen problemler için başta güvenlik gibi bazı koşulların sağlanması gerekirken aynı zamanda belirli amaçların da gözetilmesi gerekmektedir. Örneğin en uygun bina yapım maliyetini sağlayan malzemelerin seçimi, şebekelerden şehirlere su dağıtımı sırasında borulardan iletilecek su miktarının en uygun oranının belirlenmesi, herhangi bir ilaç karışımında kullanılacak madde karışımlarının en uygun ve doğru oranda yapılması gibi birçok farklı uygulamada bu durum söz konusudur. Bu bakımdan en doğru sonuca varılmak veya en iyi hale getirilmek istenen birçok mühendislik konusu aslında birer optimizasyon problemi olarak görülebilmektedir.

Bu problemlerin çözümlenebilmesi ve sonucunda hedeflenen en iyileştirilmiş tasarımların elde edilmesi açısından geçmişten günümüze farklı optimizasyon tekniklerinden yararlanılmaktadır. Ancak mühendislik problemleri aslında birer gerçek hayat problemidir ve bu nedenle karmaşık veya doğrusal davranış gösteremeyen bir yapıya sahip olabilmelerinin yanı sıra birden fazla gerekliliği aynı anda sağlamaları da gerekebilmektedir. Bu durumda daha çok klasik ve basit matematiksel metotlarla şekillendirilmiş geleneksel optimizasyon yöntemlerinin bu gibi zor ve kompleks yapılı problemler üzerindeki etkisi yetersiz kalmakta ve optimal çözümlerin elde edilebilmesi zorlaşmaktadır.

Günümüzde ise gelişen teknoloji, bilgisayarlar ve hesaplama yöntemlerinin de katkısıyla daha esnek yapılı ve daha üst düzey optimizasyon teknikleri ortaya çıkmıştır. Tezin 2. bölümünde değinilen ve başlangıçta sezgisel olarak bilinen bu yöntemlerin bir adım ilerisi haline gelen metasezgisel veya sezgi üstü yöntemler ise birçok farklı algoritmayı kapsamaktadır. Bu yöntemler canlıların sahip olduğu çeşitli doğal özellik, yetenek veya yaşamlarını sürdürebilmek için gerçekleştirdikleri canlılık faaliyetleri, maddelerin geçirmiş olduğu süreçler veya fiziksel olaylar, insana özgü bazı genetik özellikler veya hafıza/öğrenme faaliyetleri gibi çeşitli durumlardan esinlenilerek oluşturulan algoritmalardır. Örneğin tabu arama insan hafızası, genetik algoritma ise insanın genetik yapısı; benzetim tavlaması katı maddelerin ısıl işlemlerle özelliklerinin değiştirilmesi; yarasa algoritması yarasaların avlarını bulmak, engellerden

korunmak vb. gibi faaliyetler için ekolokasyon davranışları, karınca kolonisi algoritması karıncaların kendilerine en yakın yiyecek kaynağını arama davranışı; armoni arama yöntemi ise insanın müzik yeteneği ve notaları hatırlayabilme özelliği esas alınarak tasarlanmıştır.

Bununla birlikte yine 2. bölümde ayrıntılı bir şekilde açıklanan günümüz teknolojilerinden bir diğeri olan yapay zekâ ve makine öğrenmesi tekniklerinin mühendislik alanlarında kullanımı gitgide artmaktadır. Tahmin, gruplandırma, çıkarım, özellik belirleme, görüntü tanıma, metin çözümleme gibi çeşitli faaliyetlerin gerçekleştirilmesini sağlayan ve bunları gerçekleştirirken zaman, maliyet ve emek açısından da hız, kolaylık ve verimlilik sağlayan bu yöntemler sayesinde birçok problem hızlı, doğru ve etkin bir şekilde çözümlenebilmektedir. Bu bakımdan bir inşaat ve yapı mühendisliği problemi olarak görülen ve yapı dinamiğinin önemli bileşenlerinden biri olan ayarlı kütle sönümleyicilerinin (TMD), özellikle deprem gibi önemli bir dinamik hareket esnasında en doğru davranışı gösterebilmesi için optimum tasarımının yapılması gerekmektedir. Bu amaçla bir metasezgisel optimizasyon yöntemi olan çiçek tozlaşma algoritması (FPA) ile çeşitli yapılar için bu tasarımı mümkün kılan en uygun TMD parametreleri elde edilmiştir. Diğer yandan belirlenen tasarımlar için optimizasyon sürecinde optimum parametreleri belirlerken ihtiyaç duyulan iterasyon adımlarının fazlalığı, tasarım sonuçlarının elde edilmesi için gereken sürenin, emeğin ve dolayısıyla maliyetin de çok büyük miktarda olmasına neden olmaktadır. Bu nedenle TMD' nin optimum ayarlanması problemi için yapay zekâ yöntemlerinin kullanılması faydalı olmaktadır.

Bu amaçlar doğrultusunda 3. bölümde açıklandığı gibi tez çalışması kapsamında FPA kullanılarak gerçekleştirilen optimizasyon işlemleri ile çeşitli modeller için TMD' nin optimum tasarım parametreleri belirlenerek elde edilen verilerin bir eğitim-öğrenme modeli olarak kullanılması ve bu süreç sonucunda ise yeni tasarım modelleri için yaygın bir yapay zekâ ve makine öğrenmesi yöntemi olan yapay sinir ağları (YSA) kullanılarak oluşturulan bir birleşik (hibrit) model vasıtasıyla tekrarlı bir şekilde yapılması gereken ve zaman alıcı bir yapıya sahip olan optimizasyon işlemlerinin yerine alternatif bir yaklaşım sunulmaktadır.

Metasezgisel algoritmalarla optimum ayarlı kütle sönümleyicisi tasarımı ve yapay zekâ tabanlı tahmin modeli konu başlığı altında gerçekleştirilen bu tez çalışmasında geliştirilen hibrit modelin, TMD tasarım probleminin optimum şekilde çözümlenmesi sağlanarak elde edilen

optimum tasarım parametrelerinin değerleri kullanılarak eğitilmesi ile en iyi değerleri öğrenmesi sağlanmış ve ardından modelin, yeni tasarımlar için gerçekleştireceği parametre tahmini ve öngörülerinde de belirleyeceği çözümlerin en uygun (optimum) değerlerde olması mümkün olmaktadır.

Tez çalışmasının 4. bölümündeyse yeni modeller için tahmin sonuçları değerlendirilerek çeşitli uygulamalar gerçekleştirilmiştir. Bu uygulamalar ve oluşturulan modeller sonucunda tahmin hatalarının oldukça düşük seviyelerde olduğu ve yeni modellerin parametre tahminlerinin de optimum sonuçlara oldukça yakın değerlerde olduğu görülebilmektedir. Bu bakımdan girdi verilerinin daha geniş bir aralıkta kullanılmasıyla oluşturulan yeni bir test modeli için başlangıçta kurulan YSA modelinin önerdiği optimum sonuçlar ile farklı grafik ve basitleştirilmiş denklemler geliştirilmiştir. Bu sayede geliştirilen denklemler vasıtasıyla sdof yapılara yönelik yeni tasarım modelleri için optimum parametreler belirlenerek literatürde yer alan farklı yöntemlerle karşılaştırılmıştır. Ayrıca bu grafik ve denklemler mdof yapılar için de optimum TMD parametrelerinin belirlenmesinde kullanılmış olup bu sayede çeşitli yapı tepkileri de gözlemlenebilmiştir. Böylece geliştirilen grafik ve denklemler sayesinde sürekli olarak optimizasyon işlemlerine ve tahmin işlemlerinin yapılması için yapay zekâ modelinin her seferinde en baştan oluşturulmasına gerek duyulmamakta ve çok sayıda modelin optimum değerlerinin bir arada, aynı anda ve hızlı bir şekilde belirlenmesi mümkün olmaktadır.

Elde edilen tahmin sonuçları ve geliştirilen grafik ve denklemlerin performansı da 5. bölümde değerlendirilmiştir.

2. GENEL KISIMLAR

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. AYARLI KÜTLE SÖNÜMLEYİCİLERİ (TMD)

Ayarlı kütle sönümleyiciler (Tuned Mass Damper: *TMD*) yapılarda rüzgâr, deprem, gürültü vb. gibi dinamik etkiler sebebiyle oluşabilecek titreşim veya salınımların azaltılarak sönümlenmesini sağlayan ve temel bir kütle yapısı, yay ve viskoz sönümleyici gibi kısımlara sahip olan pasif kontrol sistemleridir. Bu sistemlerin, özellikle yapılara etkiyen güçlü ve etkili titreşimlerin verebileceği hasarlardan ötürü kontrolünün öneminin daha çok ortaya çıktığı çok katlı yüksek yapılı binalarda, çeşitli formlarda ve farklı amaçlarla kullanımı yaygın hale gelmiştir.

TMD' lerin kullanımı yalnızca bu tür yapılarla sınırlı değildir; örneğin geniş açıklıklı köprülerin rüzgâr ve deprem gibi dinamik yüklere karşı istenmeyen titreşimlerinin azaltılması amacıyla da kullanılmaktadır (Khatibinia ve diğ., 2016). Diğer yandan TMD' lerin kurulumunun pratik olması, yapı zemini veya ana yapının herhangi bir yerine kolayca yerleştirilebilmesi ve aynı zamanda maliyet açısından da uygun olmaları bu sistemlerin genel tercih sebepleri olarak görülmektedir.

TMD' ler ana yapının dinamik özelliklerini değiştirebiliyorken aynı zamanda bu yapıların enerjilerini de kendilerine aktarabilmektedirler (Chang ve diğ., 2018). Ancak çeşitli mekanik elemanlardan oluşan sönümleme sisteminin bu gibi işlemleri gerçekleştirirken kütle, rijitlik ve sönüm oranı gibi parametrelerinin en uygun değerlerde olması sağlanmalıdır (Nigdeli ve Bekdaş, 2011).



Şekil 2.1: Taipei 101 binası (Tayvan)

Dünyanın birçok yerinde TMD uygulamalarına yönelik olarak farklı örneklere rastlanmaktadır. Bu sistemlerin yer aldığı en çok bilinen yapı örneklerinden biri ise başta Tayvan' daki Taipei 101 binasıdır. Oldukça büyük bir kütleye ve küre formunda farklı bir tasarıma sahip olan TMD sistemi ise yapıya hasar verebilecek büyük deprem kuvvetlerine karşı etkili bir çözüm olması amacıyla kullanılmaktadır (Şekil 2.1)[1]. Bir diğer örnek ise New York' daki Citicorp Merkezi olup yapının rüzgâr etkilerine karşı korunması amaçlanmıştır.



Şekil 2.2: Dünyada TMD kullanılan örnek yapılar

(One Wall Merkezi-Vancouver (solda); Sky Tree-Tokyo (sağda)

[1] https://www.skyscraper.org/EXHIBITIONS/TEN_TOPS/slides5.html

Toronto' daki CN Tower, Sydney' deki Sydney Tower, Los Angeles' daki Lax Theme Binası, Boston' daki John Hancock Merkezi, Dubai' deki Burj Al-Arab oteli, Berlin' deki Berlin Televizyon Kulesi, Londra' daki Millenium Köprüsü' nün yanı sıra (Bekdaş ve diğ., 2018; Chang ve diğ., 2018) One Wall Merkezi (Vancouver), Landmark Kulesi (Yokohama), Dünya Ticaret Merkezi (Shanghai) ve Sky Tree (Tokyo) de TMD uygulamalarının görüldüğü örnek yapılardan bazılarıdır (Şekil 2.2)[2].

2.1.1. TMD' lerin Tarihsel Gelişimi ve Yapılan Çalışmalar

Frahm tarafından 1909 yılında gemi, uçak, hava ve demiryolu taşıtları gibi araçlarda oluşabilecek periyodik rezonans titreşimlerinin sönümlenmesi için icat edilmiş olan cihaz, ayarlı kütle sönümleyicilerinin ana yapısını oluşturan sönümleme sisteminin ilk hali olarak görülen ve esasen yürütücü makineler ve gemi pervanelerinin gemi gövdesinde oluşturduğu titreşimlerden dolayı oluşabilecek zararların önlenmesi ve giderilmesi amacıyla geliştirilmiştir (Frahm, 1911). Ancak önerilen cihazın bir sönümleme mekanizması içermemesi, cihazın etkinliğinin ancak kendi doğal frekansı ile dış tahrik (uyarım) frekansının çok yakın olduğu durumlarda ortaya çıkmasına neden olmaktadır (Bekdaş ve Nigdeli, 2011). Farklı frekanslar altında da etkili olabilmesi amacıyla Ormondroyd ve Den Hartog 1928' de, Frahm tarafından önerilen bu sisteme rüzgâr ve deprem etkisi ile meydana gelen titreşimleri sönümleyebilecek sönümleme elemanları eklemiştir (Nigdeli ve Bekdaş, 2011; Bekdaş ve diğ., 2018).

İlerleyen süreçte Den Hartog, ele aldığı yapıların tek serbestlik derecesine (sdof) sahip olduğu varsayımıyla sönümsüz ana sistemler için TMD' nin tasarım parametrelerinden frekans oranı ve sönüm oranı için optimum ifadeler önermiştir (Hartog, 1947; Bekdaş ve Nigdeli, 2011). Den Hartog ayrıca 1956 yılında yine sönümsüz bir ana sistemin harmonik uyarımlara maruz bırakılmasıyla elde edilecek en uygun TMD parametrelerini belirlemiştir (Chang ve diğ., 2018). Falcon ve diğ. (1967) ise sönümleme yeteneğine sahip ana sisteme, sönüm oranı sabit olan bir sönümleyici ekleyerek farklı tür yapı titreşim sorunlarına yönelik olabilecek bir grafik yöntemi önermiştir.

Wirsching ve Campbell (1973) tarafından yapılan çalışmadaysa çatısında sönümleyici bulunan beş ve on katlı yapıların birinci mod tepkilerini azaltmada bir diğer TMD tasarım parametresi

[2] https://www.cruisebe.com/one-wall-centre-vancouver-bc-canada#main
http://www.egrafis.com/gambar/tokyo-tower-vs-tokyo-skytree-whats-the-difference-klook

olan kütlenin küçük değerlerinin oldukça etkili olduğu gösterilmiştir. Bu doğrultuda, rastgele uyarılmış sdof sistemler için minimum tepkiler de belirlenmiştir. Yapı tepkisinin azalışını incelemek amacıyla da bu parametreler farklı kombinasyonlar oluşturularak kullanılmıştır (McNamara, 1977). Diğer yandan Ioi ve Ikeda (1978) titreşim etkisinin minimizasyonu için sönümleyicinin yay sabiti ve sönümleme faktörünün nasıl optimize edilebileceğini üç farklı alternatif senaryo üzerinde inceleyerek açıklamıştır. Warburton ve Ayorinde (1980) ise kirişlere ve plakalara bağlanan sönümleyiciler için optimum TMD parametrelerinin, bu yapılarla eşdeğer durumdaki bir sdof sistemle de basit ve doğru bir şekilde elde edilebildiğini göstermiştir.

Kaynia ve diğ. (1981) tarafından yapılan çalışmadaysa yapısında TMD bulunan ve bulunmayan, çeşitli depremler geçirmiş sdof yapıların zaman analizinde (time history analysis) maksimum tepkileri arasındaki oranın deprem süresi ve sönümleme sabitlerine bağlı olduğu gösterilmiştir. Ayrıca bu analiz ile maksimum tepki oranının çok geniş bir aralığa dağıldığı gözlemlenmiş olup klasik titreşim hesaplamaları ile göz ardı edilen ortalama tepki oranının da önemli olduğu vurgulanmıştır. Diğer yandan TMD parametrelerinden biri olan sönümlemenin etkisi, yapının sönümünün artırılarak sismik tepkisinin her zaman azaltılabildiği gerçeği doğrultusunda yapıya yoğun bir sönümleme sisteminin eklenmesi ile kanıtlanarak gösterilmiştir (Villaverde, 1985). Ayrıca sönümleyicilerin optimum ayar oranları da yapının tepki varyansının azaltılması ile belirlenmiştir (Wang ve Kang, 1988).

Sadek (1996) ise yapıların sismik yüklere karşı vermiş olduğu tepkilerin azaltılmasında TMD' lerin optimum parametrelerinin etkili olduğunu göstermiştir. Bu doğrultuda çeşitli sayıda TMD içeren tek ve çok serbestlik dereceli (mdof) yapı üzerinde farklı deprem uyarılarının etki etmesi sağlanarak ivme ve yer değiştirme tepkilerinin azaldığı gözlemlenmiştir. Diğer yandan Joshi ve Jangid (1997) ise temelden sabit beyaz gürültü uyarılarına maruz bırakılan bir yapının dinamik tepkilerinin kontrol edilmesi için çoklu TMD sistemleri kullanarak yapının yer değiştirmesini minimize eden optimum sönümleme oranı, sönümleyicinin frekans oranı ve frekans bant genişliği parametrelerini belirlemiştir. Ayrıca bu sistemlerin etkinliği, optimum tek TMD ile karşılaştırılmıştır.

Başta sismik uyaranlar olmak üzere çeşitli titreşim kaynaklarına karşın yapı tepkilerinin azaltılmasında etkili olan TMD' ler için daha gelişmiş tasarımlar elde edebilme ve farklı

amaçlar için de kullanılabilme doğrultusunda çalışmalar gerçekleştirilmiştir. Bunlardan birisi Nishimura ve diğ. (1998)' nin rüzgâr ve küçük depremler gibi etkilere karşı yüksek yapılı binaların tepkisinin azaltılması veya kontrol edilmesini sağlamak amacıyla Tokyo' daki bir ofis binasında bulunan bir titreşim kontrol cihazı olan aktif-pasif yapılı kompozit TMD' nin bir kontrol algoritması ile incelendiği çalışmasıdır. Lin ve diğ. (2000) ise rüzgâr uyarılarının etki ettiği uzun açıklıklı köprü gövdelerinin dikey ve burulma titreşimlerini azaltabilecek TMD tasarım yöntemlerini açıklamıştır. Çalışmada önerilmiş olan sönümleme sistemi, köprüde oluşabilecek rezonans etkilerinin önlenmesi amacıyla ilk eğilme ve burulma modlarının frekanslarına ayarlanmış olmak üzere iki ayrı frekansa sahiptir. Aldemir (2003) ise harmonik, darbe atımı ve yapay olarak üretilip kaydedilmiş olan deprem uyarımlarını içeren sismik veri girdisine maruz bırakılmış sdof bir yapının maksimum tepkilerini azaltmak amacıyla yarı aktif ayarlı manyetoreolojik (MR) sönümleyici içeren bir TMD ile optimum rijitlik ve sönümleme katsayılarına sahip pasif TMD' nin performansını karşılaştırmıştır. Varadarajan ve Nagarajaiah (2004), rüzgârdan kaynaklanan titreşimlerin etkisinde olan Melbourne' deki yetmiş altı katlı betonarme bir ofis binasının tepki kontrolünü sağlama amacıyla yarı-aktif, rijitlik ayarlı bir kütle sönümleyicisinin etkinliğini araştırmıştır. Bakre ve Jangid (2007) ise viskoz sönümlü sdof ana sisteme bağlanmış olan bir sönümleyicinin optimum parametrelerini, ana sistemin farklı sönümleme oranları ve TMD sisteminin de farklı kütle oranlarını kullanarak göreli yer değiştirme, hızlanma gibi yapı tepkilerinin minimizasyonu için incelemiştir. Diğer yandan İtalya' nın sismik bir bölgesinde yer alan sdof bir yapının tepkilerini araştırmak için ise sarkaç tipi pasif sönümleyici ile doğrusal ötelenmeli yapıya sahip sönümleyici karşılaştırılmıştır (Matta ve De Stefano, 2009). Adam ve Furtmüller (2010) de deprem hareketlerine eğilimli yapılarda ayarlı kütle sönümleyicilere tek serbestlik dereceli hassas osilatörler ekleyip modelleyerek sönümleyicilerin sismik performansını araştırmıştır.

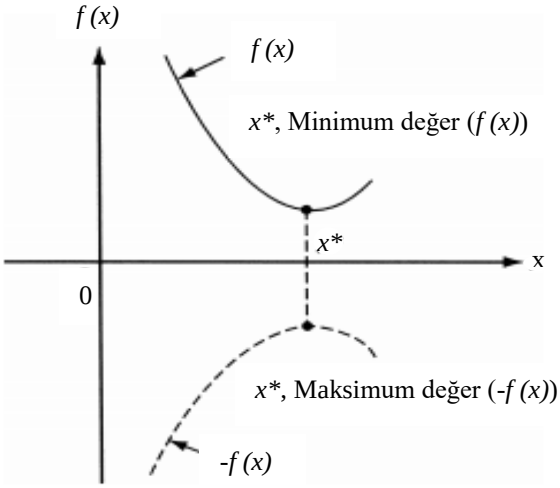
Ancak bu sistemlerin doğrusal olmayan davranışlarının sayısal yöntemlerle çözümlenerek gerekli en uygun TMD parametrelerinin klasik hesaplamalarla belirlenmesi ile yeterince gerçekçi sonuçlar elde edilememektedir. Bu sorunların aşılması ve daha kesin sonuçlara ulaşabilmek amacıyla günümüzde gelişen teknoloji, farklılaşmış uygulamalar ve bilgisayar vb. gibi makinelerin de katkısıyla optimizasyon ve özellikle metasezgisel yöntemler kullanılarak TMD' ler için daha yeni ve gelişmiş tasarımlar elde edilebilmektedir.

2.2. OPTİMİZASYON

Optimizasyon; bir problem, olay veya duruma ait sonuca ulaşılırken en uygun çözüm yollarının belirlenmesi veya bu gibi ögelere yönelik en iyi performansın sergilenmesi amacıyla gerçekleştirilen işlemdir. Dolayısıyla optimizasyon kavramı bir bakıma iyileştirme süreci olarak da kabul edilebilmektedir. En iyi performans veya en uygun çözüm odaklı işleyen bu süreç için literatürde farklı tanımlar da mevcuttur. Bunlardan bazıları aşağıdaki gibi olmuştur:

- Optimizasyon, amacı performans ölçütünün en iyi değerini veren süreçteki değişkenlerin değerlerini elde etmek olan süreçtir (Edgar ve diğ., 2001).
- Onwubolu ve Babu (2004)' ya göre optimizasyon, istenen sonuçlara ulaşmak için farklı olası çözümler arasından en iyi çözümün nasıl elde edilebileceğine yönelik olan iyileştirme arayışıdır.
- Mikki ve Kishk (2008) ise optimizasyonun, önceden belirlenmiş bir hedefe ulaşmayı amaçlayan sürecin sistematik değişimi, modifikasyonu ve uyarlanması olarak tanımlanabileceğini ifade etmiştir.
- Optimizasyon, bir problem için alternatifler arasındaki en uygun çözümlerin tespiti ile ilgilenen bilimsel bir disiplindir (Vrahatis, 2010).
- En iyi tasarımı belirleme süreci, optimizasyon olarak adlandırılmaktadır (Parkinson ve diğ., 2013).
- Kiranyaz ve diğ. (2014) optimizasyonun, sayıların, fonksiyonların veya sistemlerin aşırı yani minimum ve maksimum değerlerinin bulunmasıyla ilgilenen matematiksel bir disiplin olduğunu belirtmiştir.
- Raju (2014) da optimizasyon teriminin, verilen koşullar altında veya girdilerle en iyi sonucu/çıktıyı elde etmeyi ifade ettiğini söylemiştir.

Başka bir açıdan bakılacak olursa optimizasyon, pratik olarak gerekli görülen başarı veya beklenen faydadan ötürü, önceden belirlenmiş karar değişkenlerinin bir fonksiyonu olarak ifade edilebileceğinden, bir fonksiyonun maksimum veya minimum değerini veren koşulların bulunması süreci olarak tanımlanabilir.



Şekil 2.3: *f (x)* fonksiyonunun minimum değeri ile *–f (x)* fonksiyonunun maksimum değerinin eşitliğini gösteren durum (Rao, 2009).

Şekil 2.3' de olduğu gibi eğer *x** değeri *f (x)* fonksiyonunun minimum değerini aldığı noktaya karşılık gelirse bu noktanın aynı zamanda *f (x)* fonksiyonunun negatif hali olan *–f (x)*' in maksimum değerini aldığı noktaya da karşılık geldiği görülmektedir. Bu nedenle genel olarak, bir fonksiyonun maksimum değeri, aynı fonksiyonun negatifinin minimum olduğu değerin bulunmasıyla elde edilebildiğinden dolayı optimizasyon işlemini minimizasyon olarak ifade etmek de mümkündür (Rao, 2009).

Bu açıdan bir bilim alanı olarak optimizasyon genellikle matematiksel programlama olarak adlandırılmakta ve bu matematiksel programlama modeline ait problemlerin genel formülizasyonu Denklem (2.1)' deki gibi olmak üzere; *p* alt indisi optimizasyon problemini ve f_{pi} amaç fonksiyonunu belirtmekte olup M>1 olduğu koşulda optimizasyon problemi çok hedefli veya çok kriterli optimizasyon olarak adlandırılmaktadır. Diğer yandan *x* karar değişkenini (probleme ait uygulama bölgesi), h_{pj} ve g_{pk} ise kısıt fonksiyonlarını ifade etmektedir (Cottle, 2004; Koziel ve Yang, 2011). Problemin genel gösterimi aşağıdaki gibidir:

$$minimize\ f_{pi}(x), \qquad (i = 1, 2, \dots, M) \tag{2.1}$$

$$h_{pj}(x) \neq 0, \qquad (j = 1, 2, \dots, J) \tag{2.2}$$

$$g_{pk}(x) \gtreqless 0, \qquad (k = 1, 2, \dots, K) \tag{2.3}$$

Klasik optimizasyon problemleri bu şekilde matematiksel işlemlerle çözümlenebilmektedir. Ancak gerçek hayat problemlerinin bu gibi matematiksel fonksiyonlarla ifade edilmesi pek mümkün olmamaktadır.

Bunun nedeni pratikte bu modellerin, gerçek yaşam optimizasyon problemleri için kabul edilebilir bir hesaplama süresi içinde arama alanındaki her noktayı örnekleyerek en uygun çözümü elde etmesinin çok zor veya imkânsız olmasıdır (Onwubolu ve Babu, 2004).

Bir başka neden ise gerçek hayat problemlerinin, çözümleyebildiğimiz ve analiz edebildiğimiz basit matematiksel modeller tarafından tüm ince detaylarının fark edilebilmesi açısından genellikle çok karmaşık olmasıdır. Bu nedenle bu problemler için bir matematiksel modelin oluşturulma süreci genellikle yaklaşımları, sezgisel ayarlamaları ve hatta matematiksel tekniklerle işlem yapılması ve sayısal gösterimi zor olan bazı özelliklerin göz ardı edilmesini gerektirmektedir (Murty, 2003).

2.2.1. Optimizasyon Tarihi ve Gelişimi

Optimizasyon, insanın yaşamdaki varlığı kadar eski bir tarihe sahiptir. İnsanlar, çeşitli hayvan ve bitkiler, mantarlar, bakteriler vb. gibi doğal yaşamdaki tüm canlılar barınma, beslenme, avlanma, üreme gibi tüm canlılık faaliyetlerini gerçekleştirirken yani yaşamlarını sürdürmeye çalışırken farklı alternatifler karşısında karar vermek durumunda kalmakta ve daha iyisi diyebileceği seçeneğe ulaşmak istemektedir. Bu, canlıların hayatta kalma şanslarını artıracak bir durum olması ve dolayısıyla yaşamlarının devamlılığını sağlama açısından önemli bir konudur.

Plato ve Aristo' nun felsefi de tam olarak buna yöneliktir. Her ikisi de en iyi insan yaşamı biçimine ulaşmak için birey ve toplum davranışlarının iyileştirilmesinde ahlak sorunlarına odaklanmış ve devlet işleyişinin optimize edilmesine yönelmiştir. Diğer yandan İskenderiyeli Pappus ise bal arıları tarafından altıgen desene sahip olan balın depolanmasında en iyi çözümün *bal peteği varsayımı* olarak adlandırdığı silindirik hacimli bir yapı olduğunu kanıtlamıştır (Kiranyaz ve diğ., 2014).

Ancak optimizasyon problemlerinin çözülebilmesine yönelik yöntemlerin geliştirilmesi Newton, Lagrange ve Cauchy dönemlerine dayanmaktadır. Bu bağlamda Newton ve Leibniz'

in hesaplamaya (kalkülüs) olan katkıları sayesinde optimizasyon için farklı diferansiyel hesaplama yöntemleri geliştirilmiştir. Diğer yandan fonksiyonların minimize edilmesiyle ilgili olan varyasyonların hesabı ve birçok optimizasyon probleminin diferansiyel denklemler kullanılarak genel çözümlerinin yapılması, bir matematikçi olan Leonhard Euler ile birlikte Bernoulli, Lagrange ve Weirstrass tarafından gerçekleştirilmiştir. 1784 yılında G. Monge de bir çeşit optimizasyon problemi olan atama problemini, kombinatoryal (kesikli) yapıdaki taşımacılık, bilhassa malzemelerin taşınma problemlerinin sürekli bir yapıda olduğunu varsayarak inceleyen ilk kişilerden biri olarak görülmektedir. 1795' de ise Carl Friedrich Gauss, temel olarak her bir veri noktası için tahmin edilen ölçüm sonucunda ortaya çıkan hataların karelerinin toplamını en aza indiren en küçük kareler yaklaşımını ortaya koymuştur. Bu yaklaşımın en önemli uygulama alanı ise veri uydurmadır. Buna ek olarak çeşitli kısıtlara sahip olan problemler için optimizasyon işlemlerini ilk olarak Lagrange; kısıtlamasız optimizasyon problemlerinin çözümünde en dik iniş/azalış yönteminin kullanıldığı ilk uygulamayı ise 1847 yılında Cauchy yapmıştır (Schrijver, 2005; Rao, 2009; Kiranyaz ve diğ., 2014).

Optimizasyon problemlerinin çözülebilmesi için kullanılan diğer bir yöntemse doğrusal programlamadır. Doğrusal diğer adıyla lineer programlama problemlerinin çözülebilmesi için etkin yöntemlerse asıl olarak 1930' lu yılların sonlarında ortaya çıkmıştır. Bu konuda 1939' da Kantorovich, üretim ve ulaşım planlaması ile ilgili bazı problemlere yönelik çözümler geliştirmiştir (Chong ve Zak, 2001). Lineer programlama modelinin genel bir optimizasyon problemi olarak formülize edilmesi ve 1947 yılında bu programlama problemlerini çözebilmek için G. B. Dantzig tarafından, geçmişten günümüze kullanılan en yaygın bilimsel hesaplama tekniklerinden biri olarak görülen *Simpleks* yönteminin geliştirilmesi sayesindeyse lineer programlama yöntemlerinin tüm kombinatoryal optimizasyon problemlerine uygulanarak çözülmesi genellikle başarılı bir şekilde sonuçlanmıştır (Cottle, 2004; Schrijver, 2005; Rao, 2009).

Genel çerçevede optimizasyonla eş anlamda kullanılan ve optimizasyon problemlerinin matematiksel yapısının irdelenmesini, problemlerin çözümü için çeşitli yöntemlerin bulunmasını, bu yöntemlerin matematiksel özelliklerinin incelenmesini ve bilgisayarlarda uygulanmasını kapsayan matematiksel programlama ifadesiyse 1940' lı yıllarda ortaya çıkmıştır (Wright, 2013).

Doğrusal olmayan (nonlineer) programlama problemleri için uygulama açısından yeterince kullanılabilir bir teknik bulunmamasına karşın Carroll, Fiacco ve McCormick, kısıtsız optimizasyon problemleri için kullanılan tekniklerden yararlanarak çözümü zor olan birçok problemin üstesinden gelebilmiştir. Diğer yandan programlama problemlerinin optimal çözümü için gerekli olan koşullar konusunda 1951' de Kuhn ve Tucker' in yaptığı çalışmalar, doğrusal olmayan programlama için yapılabilecek araştırmaların temelini atmıştır (Rao, 2009).

1952' de ise Richard Bellman, karmaşık problemleri daha basit problemlere indirgeyerek bir optimizasyon yöntemi olarak kullanılan dinamik programlama üzerine olan ilk yayını yapmıştır. Buna ek olarak Bellman tarafından 1957' de de dinamik programlama problemleri için optimalite ilkesinin önerilmesi, kısıtlı optimizasyon yöntemlerinin geliştirilmesinin yolunu açmıştır (Rao, 2009; Kiranyaz, 2014).

1960 ve 70' li yıllarda ise doğrusal, dışbükey ikinci dereceden ve dışbükey doğrusal olmayan programlama gibi belirli türdeki optimizasyon problemleri için gelişmiş matematiksel yapılara dayalı algoritmalar geliştirilmiştir. 1980' lere gelindiğindeyse gelişmiş yapıya sahip bu algoritmaları uygulayabilecek yazılım paketleri ve çalıştırılmalarını sağlayacak bilgisayar sistemleri yaygınlaşmaya başlamıştır. Bu bakımdan 1960' da Ron Howard sınırsız çözüm adımı (infinite horizon) içeren problemlerin çözümlenmesinde iterasyon mantığını ve sistem kazancı fikrini ileri sürmüştür. 1979' da ise ilk olarak Khachiyan, daha sonra ise 1984' de Karmarkar tarafından polinomik özelliğe sahip yeni doğrusal programlama yöntemleri geliştirilmiş olup Karmarkar bu yöntemleri, karmaşık yapıdaki gerçek dünya problemlerinden rotalama, planlama ve çizelgeleme gibi konular için önermiştir (Russell ve Norvig, 1995; Chong ve Zak, 2001; Murty, 2003).

Günümüzde ise doğrusal olmayan yapısı ve karmaşıklığı nedeniyle özellikle gerçek hayat problemlerinin çözülebilmesi amacıyla daha çok gelişmiş optimizasyon yöntemlerine başvurulmaktadır. Bu yöntemler sezgisel ve daha ileri seviyedeki metasezgisel olarak adlandırılan çeşitli algoritmalara dayanmakta ve sürü zekâsı tabanlı, doğal süreç kaynaklı vb. gibi farklı temelleri olan birçok türü bulunmaktadır.

Bunlardan birisi günümüzde benzetim tavlaması olarak bilinen ve 1953 yılında Amerikalı fizikçi Nicholas Metropolis tarafından ilk olasılık tabanlı metasezgisel teknik olarak gösterilen yöntemdir. 1958' de Friedberg ise bir programı kademeli olarak geliştirmek için bir öğrenme algoritmasını kullanarak genetik programlamadaki ilk gelişmeleri sağlamıştır. 1962 yılına gelindiğindeyse çeşitli araştırmacılar, fonksiyon optimizasyonu ve makine öğrenimi için evrimden ilham alan algoritmaları geliştirdiler. Optimizasyon için bu alandaki ilk gelişme, 1965' de Alman bilim adamı Ingo Rechenberg tarafından evrim stratejisi adı verilen ve arama operatörleri olarak probleme bağlı gösterimler ile esas olarak mutasyon ve seçilimi kullanan bir tekniğin geliştirilmesi olmuştur. İlerleyen zamanlarda ise bir optimizasyon problemini çözmek için yine doğal seçilim ilkesini kullanarak bilgisayar programları oluşturan sembolik bir optimizasyon tekniği olan genetik programlama yöntemi ortaya çıkmıştır (Gandomi ve diğ., 2013; Kiranyaz ve diğ., 2014). Tüm bu gelişmelerle birlikte hesaplama yöntemleri ve bilgisayar sistemlerinin giderek gelişmesi sayesindeyse günümüzde çiçek tozlaşma, yarasa, yapay alg algoritması, guguk kuşu arama vb. gibi yeni birçok metasezgisel yöntem ortaya çıkmıştır.

2.2.2. Metasezgisel Optimizasyon Algoritmaları

Metasezgisel kelimesi bulmak veya keşfetmek anlamına gelen ve Yunanca bir fiil olan *heuriskein* kelimesinden türetilmiş olan sezgisel kelimesi ile üst, gelişmiş, ileri vb. gibi anlamlara sahip meta kelimesinden oluşmakta ve *üst sezgisel* veya *sezgi üstü* gibi anlamlar ifade etmektedir.

Gerçek dünya uygulamalarının birçoğunun, sistemin davranış şeklini etkileyecek olan kısıtlamaların yanısıra çok daha fazla karmaşık faktöre ve parametreye sahip olması, herhangi bir alanda optimum kaynak kullanımı açısından temel bilimsel düşünceden daha farklı bir yaklaşımı gerektirmektedir (Koziel ve Yang, 2011). Diğer yandan ilgilenilen problemin karmaşıklığı, mümkün olan her türlü çözümü veya çözüm kombinasyonunu aramayı imkânsız hale getirmekte ve bu nedenle de probleme yönelik olarak kabul edilebilir bir zaman dilimi içerisinde iyi ve uygun çözümler bulmak esas amaç haline dönüşmektedir. Bu bakımdan sezgisel ve daha gelişmiş ve farklılaşmış bir hali olan metasezgisel yaklaşımların davranışlarındaki belirsizlik ve düzenli olmayan yapıları, çeşitli uygulamalar ve problemler açısından çözüm olabilmektedir.

Birçok klasik sezgisel optimizasyon yöntemi, daha iyi bir çözüm elde edilmesi amacıyla mevcut çözüm etrafında ve iteratif bir şekilde olan yerel arama prosedürlerine dayanır. Bu arama genellikle ilk yerel optimum elde edildiğinde sona erer. Ancak bu çözümlerin daha optimum değerlere sahip olması için kullanılan rastgeleleştirme ve yeniden başlatma yaklaşımları çoğu zaman etkisizdir. Metasezgisel yöntemler ise genellikle bazı sezgisel yaklaşımları birleştirerek yerel arama ile bulunanlardan daha iyi çözümler elde edilmesini sağlar (Onwubolu ve Babu, 2004).

Herhangi bir metasezgisel algoritmanın ana bileşenleri yoğunlaşma/sömürü ve çeşitlendirme/keşiftir. Çeşitlendirme, arama alanının tamamını araştırarak çeşitli çözümler üretme; yoğunlaşma ise herhangi bir bölgedeki mevcut en iyi çözümleri arayarak seçilen çözümün bilgisinden yararlanıp o bölgedeki aramaya (yerel arama) odaklanma ve en iyi aday çözümleri seçmeyi ifade etmektedir. Çözümlerin çeşitlendirilmesinde rastgeleleştirme fayda sağlarken, yerel optimuma takılmayı engeller. Çeşitlendirme aşaması ise, algoritmanın arama alanını daha verimli bir şekilde araştırmasını sağlar (Gandomi ve diğ., 2013).

Diğer yandan bu yöntemler yapı ve içerik olarak bazı canlıların sahip olduğu ve yaşamlarında kullandıkları çeşitli doğal özellikler ve özel yetenekler, maddelerin geçirdiği bazı fiziksel ve kimyasal olaylar, çeşitli evrim/genetik süreçler, doğa olayları ve bazı doğal sistemlerden ilham alınarak geliştirilen algoritmalar olarak bilinmektedir. Örneğin tabu araştırmasında insan hafızası, karınca kolonisi algoritmasında karıncaların yiyecek arama davranışı, genetik algoritmada gerçek genetik yapı vb. gibi doğal durumlar simüle edilmektedir. Bu yöntemler de doğadaki gibi çeşitli ayrımlara sahiptir.

Örneğin parçacık sürüsü optimizasyonu, guguk kuşu arama (CS) ve ateş böceği algoritması gibi yöntemleri içeren sürünme zekâsına dayalı yöntemler, canlıların koordineli bir şekilde hareket ederek özellikle yiyecek bulmada kullandıkları zekâyı ifade etmekte ve *sürü zekâsı (swarm intelligence)* olarak adlandırılmaktadır. Bu metasezgisel algoritmalar basit olup kolay uygulanabilmesi ve çeşitli, genellikle yüksek düzeyde doğrusal olmayan problemleri çözebilmeleri nedeniyle sıkça tercih edilmektedir (Yang ve diğ., 2013; Erdoğmuş, 2016). Bir başka örnek ise yöntemin hafıza kullanıp kullanmamasıdır. Tabu arama, karınca kolonisi optimizasyonu, genetik algoritma gibi yöntemlerde ise arama sürecinde elde edilen uygun

çözümlerin ileriki adımlarda kullanılabilmesi için hafıza kullanımı ile çözümlerin kaydedilmesi söz konusudur (Onan, 2013).

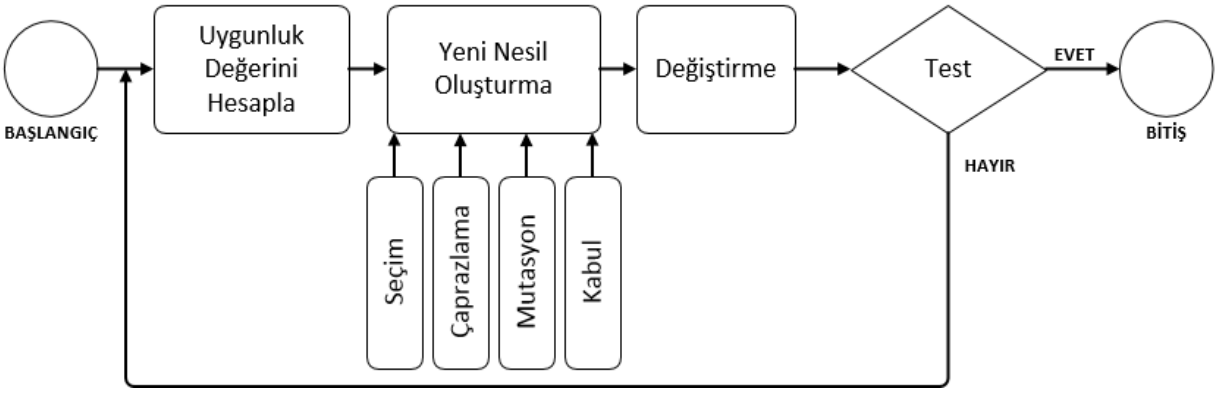
2.2.2.1. Genetik Algoritma

En eski geçmişe sahip ve kendisine en çok uygulama alanı bulmuş olan algoritmalardan biri olan genetik algoritma gerçek genetikte olduğu gibi en iyi veya en güçlü olanın hayatta kalması/güçlünün zayıfı yenmesi gibi bir felsefeye dayanmaktadır.

J. Holland tarafından geliştirilerek genetik algoritma (GA) olarak adlandırılan bu yöntem, çevreye uyum sağlayabilen ve kuşaklar boyunca oldukça başarılı organizmalara dönüşen biyolojik sistemlerden esinlenilerek oluşturulmuş olan ve çiftleşme, üreme, klonlama/çoğalma, çaprazlama ve mutasyon olarak adlandırılan beş biyolojik sürece göre düzenlenerek, bileşik optimizasyon problemlerine yönelik olarak geliştirilmiş bir algoritmadır (Murty, 2003). Algoritmanın işleyişi ise aşağıdaki gibidir (Parkinson ve diğ., 2013; Erdoğmuş, 2016):

1. Adım: Popülasyonun sınanacağı tasarım kodu belirlenir.
2. Adım: Belirlenen problem için bir başlangıç popülasyonu ile çözüme başlanır.
3. Adım: Başlangıç popülasyonu içerisinden en güçlü bireyler seçilir ve bu bireylerden çaprazlama, mutasyon ve seçilim işlemleri ile bir sonraki yeni popülasyon üretilir. Bu şekilde başlangıç popülasyonu ebeveyn popülasyon haline dönüşür.
4. Adım: Ana tasarım değerleri kullanılarak yeni popülasyonun sahip olduğu kod çözülür ve her bir bireyin popülasyondaki uygunluğu (gücü) değerlendirilerek 3. adım tekrarlanır.
5. Adım: Belirli sayıda nesle ulaşılana ya da uygunluk değerinde oluşan ortalama değişim miktarı belirlenen toleransın altına düşene kadar yeni nesiller aranmaya devam edilir. Bu şekilde nesilden nesile en iyi olan bireyler elde edilmeye çalışılır.

Belirtilen uygunluk işlevi, her popülasyonun üretilecek yeni nesil popülasyonlara katkıda bulunup bulunmayacağına dair karar verilmesini sağlamaktadır. Popülasyon içerisinden seçilim esnasında ise her ne kadar elenme olasılığı toplumun en güçlü bireyleri için çok düşük olsa da, en iyi bireylerin bile elenme ihtimali vardır. Bu düzenin avantajı, genel uygunluğu düşük olmasına rağmen daha güçlü bir çözüme katkıda bulunabilmesini sağlayan bileşenleri de içeren bazı bireyleri kurtarabilmesidir (Luger, 2009). Bu süreçlerin işleyişini açıklayan şema Şekil 2.4’ de görülebilmektedir:



Şekil 2.4: Genetik algoritmaların genel akış şeması (Uygunoğlu ve Yurtçu, 2006).

2.2.2.2. Armoni Arama Algoritması

Müzisyenlerin herhangi bir müzik eserini dinleyicilerin beğenisine sunarken amaçları bunu en iyi şekilde gerçekleştirmektir. Bu amaçla eserlerini en iyi yansıtan ve kulağa en hoş gelen notaların bir araya getirilmesi için sürekli olarak çalışmalarını sürdürmektedirler. Güzel ve etkili bir müzik eserinin ortaya çıkarılması için gerekli olan bu süreç, beğeniyi kazanana dek sürmektedir.

Bu süreçten esinlenen Geem ve diğ. de 2001' de armoni arama (HS) yöntemi olarak bilinen ve amacın daha çok beğenilen armoninin arandığı doğal (doğaçlama) müzik performansına dayalı bir algoritma geliştirmişlerdir (Bekdaş ve Nigdeli, 2011).

Geliştirilen bu algoritmanın işleyiş mantığı yalnızca bir müzik eserinin en iyi notalarla bestelenerek beğeniye sunulması değil, bir müzisyenin doğaçlama performansına ve bunu yaparken en iyi şekilde gerçekleştirmesi fikrine göre de şekillenmektedir.

Bu açıdan bakıldığında bir müzisyenin doğaçlama performansı sırasında yapabileceği üç olası faaliyet vardır (Koziel ve Yang, 2011):

i. Herhangi bir ünlü müzik parçasını tamamen kendi belleğinden çalabilir.
ii. Bilinen bir esere benzer bir şey çalabilir.
iii. Yeni veya rastgele notalar besteleyebilir.

Bu üç seçeneğin, HS ile optimizasyon sürecinde seçilecek olan armonilerin belirlenmesinde üç farklı alternatif duruma karşılık geldiği söylenebilir: armoni bellek kullanımı, perde (ton) ayarlama ve rastgeleleştirme.

Hafıza kullanımı özelliğine sahip HS yönteminde bellek kullanımı ise genetik algoritmadaki en uygun bireylerin seçilmesi gibi, yeni armoni hafızasına taşınacak en iyi armonilerin elde edilmesi durumuna benzediğinden önemli bir kavramdır. Bellek kullanımında dikkate alınan armoni hafızası değerlendirme oranı 0-1 arasında bir değere sahiptir. Bu oranın çok yüksek bir değerde olması, armoni belleğindeki neredeyse tüm armonilerin kullanılması ve bu nedenle bir sonraki iterasyonda seçilecek armonilerin iyi keşfedilememesine yol açar (Rao, 2009).

2.2.2.3. Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyon

Rao ve diğ. 2011 yılında, bir sınıftaki öğretme-öğrenme sürecinden yola çıkarak oluşturdukları ve öğretme-öğrenme tabanlı optimizasyon (TLBO) yöntemi olarak adlandırdıkları metasezgisel bir algoritma önermişlerdir. Bu algoritma hem öğrencilerin hem de tüm sınıfın bilgisini geliştirmek üzere yinelemelere dayalı bir süreç doğrultusunda öğretmenin öğrenciler üzerindeki etkisi ve öğrencilerin kendi aralarındaki etkileşimini dikkate almaktadır. Bununla birlikte, uygulamada bir öğretmen, sınıfın yeteneğine bağlı olarak sınıf ortalamasını belirli bir seviyeye kadar değiştirebilir. Bu değişim birçok faktöre bağlı olmakla birlikte rastgele bir süreci izler. Bu açıdan bir konuda sınıftaki en deneyimli kişi olarak görülen öğretmenin, öğrencinin önceden belirlenmiş bir hedefe ulaşma davranışını etkilemesi nedeniyle öğretmenin becerisine bağlı olarak bütün sınıfın bilgi düzeyini artırması beklenmektedir (Toğan, 2012; Temür ve Bekdaş, 2016).

Bu sürece bakıldığında öğretme-öğrenme süreci iki faktöre bağlı olmakta ve bu durumun TLBO algoritmasına yansıması da optimizasyon sürecinin öğretmen ve öğrenci olmak üzere iki ayrı aşamada gerçekleşmesidir.

Öğretmen aşaması, bir öğretmenin bilgi ve öğretme yeteneği ile öğrencilerin notları üzerindeki etkisinin gözlemlendiği; öğrenci aşaması ise bilgi paylaşımı, işbirliği ve etkileşim gibi öğrencilerin kendi kişisel çabalarının notlarına olan etkilerinin gözlemlendiği süreçtir. Ayrıca öğretmenin öğrenciyi etkilemesine ek olarak öğrenci, birikimini araştırma-soruşturma, iletişim gibi farklı yollarla da geliştirebilir.

2.2.2.4. Parçacık Sürü Optimizasyonu

1995 yılında Kennedy ve Ebarhart tarafından, karınca kolonileri, arılar, balık ve kuş sürüleri gibi topluluk halinde yaşayan sürülerin davranışlarını andıran parçacık sürü optimizasyonu (PSO) yöntemi geliştirildi. Toplum tabanlı metasezgisel bir algoritma olan PSO, gerçek sayı dizilerini kullanır ve bu nedenle parametrelerin ikili dizeler halinde kodlanması veya kod çözümü gerekli değildir (Yang ve diğ., 2016).

Herhangi bir sürüde yer alan her bir birey, algoritma ilerleyişinde parçacık olarak temsil edilmekte ve bu parçacıklar da problemin aday çözümlerini yansıtmaktadır. Ayrıca bu parçacıklar topluluğu, sürüyü temsil etmekte ve sürüdeki her bir parçacık rastgele bir şekilde üretilmektedir. Sürü parçacıkları yeni yerlere taşınırken mevcut olan en iyi konuma doğru hareket etme eğilimindedir. Bu nedenle üretilen her bir parçacık, algoritmanın arama alanı boyunca uçarak konumlarını, kendisinin elde etmiş olduğu en iyi konuma ve her bir yinelemede sürüdeki en iyi konuma sahip parçacığa göre günceller. Yeni konumlara göre her parçacık için amaç fonksiyonu değerlendirilir ve arama alanındaki en iyi pozisyonun belirlenmesi için parçacıkların uygunluk değerleri elde edilir (Gholizadeh ve Seyedpoor, 2011; Yang ve diğ., 2016).

2.2.2.5. Tabu Arama Algoritması

Tabu arama algoritması insan hafızası ve hafızanın kaydedebilme yeteneğinden yola çıkılarak geliştirilmiş olan bir yöntemdir.

Tabu araması (TS), Glover tarafından 1986’ da önerilmiş olup algoritmanın bileşenleri arasında temsili çözümler, ilk çözümün oluşturulması, komşuluk (çevre) yapısı, tabu listesi, tabu kullanımı (süre), aspirasyon[3] kriteri, yoğunlaştırma, çeşitlendirme ve sonlandırma kriterleri yer almaktadır (Yaghini ve diğ., 2012).

Bu algoritmanın önemli özelliklerinden biri, daha ayrıntılı bir yerel arama için bazı arama yönlerini kısıtlayabilen ve iterasyonlar sırasında daha önce belirlediği optimal olmayan çözümleri kısa süreli hatırlayıp yeniden arama işlemine dahil etmeksizin arama yaparak, yerel optimum çözüm arayışını sonlandırmayı kolaylaştıran hafıza işlevidir. İterasyonlar esnasında

[3] Aspirasyon kriteri: Aranan en iyi çözüm değerinin elde edilmesiyle algoritmanın arama işleminin sona erdirilmesini sağlayan durdurma operatörü.

hafıza ile toplanan bilgileri kullanması sayesinde arama işlemi daha verimli hale getirilmiş olur (Hu ve Chen, 2012; Gogna ve Tayal, 2013).

2.2.2.6. Karınca Kolonisi Algoritması

Çeşitli canlı türleri ve onların doğadaki yaşamlarından esinlenerek tasarlanmış algoritma türlerinden biri olan karınca kolonisi algoritması, karıncaların gerçek yaşam ve iletişim davranışlarından ilham alınarak geliştirilmiştir ve ACO kısaltması ile ifade edilir.

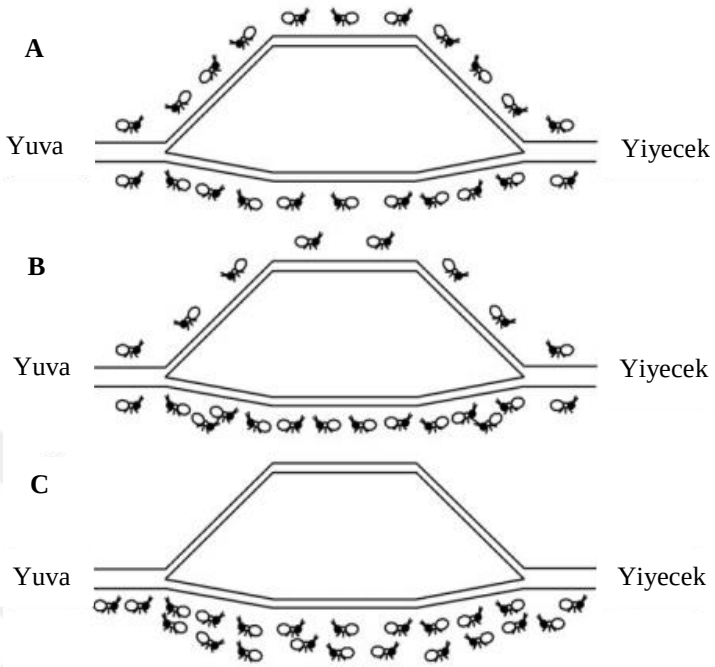
ACO, ilk üyesi *Ant Sistemi* olarak adlandırılan ve başlangıç olarak 1982' de Dorigo tarafından önerilen yöntemdir. 1992' de de aynı prensip Colorni, Dorigo ve Maniezzo tarafından optimizasyon problemlerinin çözümü için önerilmiş olup gerçek hayattaki karınca kolonilerinin toplanma davranışlarını taklit eden, iş birliği düşüncesine dayalı bir araştırma tekniği olarak bilinen metasezgisel bir algoritma türüdür (Onwubolu ve Babu, 2004; Gandomi ve diğ., 2013; Gogna ve Tayal, 2013).

Sosyal böcekler olan karıncalar kolonilerde yaşarlar ve bireysel olmaktan ziyade koloni bütünlüğünün sağlanmasına ve kolonin hayatta kalmasına daha çok önem verirler. Bu bakımdan koloniler halinde yaşayan karıncalar yiyecek ararken de birlikte hareket ederler ve birbirleriyle iletişim kurabilirler. Karınca kolonilerinin sahip olduğu önemli ve ilginç özelliklerinden biri olan beslenme amacıyla yiyecek arama davranışları ise yiyecek kaynaklarıyla yuvaları arasında bulunan en uygun (kısa) yolları bulabilmeleridir.

Gıda kaynaklarından yuvaya veya yuvadan gıda kaynağına doğru yürürken karıncalar, karınlarından *feromon* adlı bir sıvı salgılamakta ve bu şekilde bir *feromon izi* oluşturarak geçtikleri yerlerde depolarlar (Dorigo ve diğ., 1999). Bu sıvı sayesinde karıncaların, hem diğer karıncalar ile iletişim kurması hem de bu iletişim ile dolaylı olarak bir besin kaynağına olan en kısa yolu bulmaları sağlanmaktadır.

Şekil 2.5' de görüldüğü gibi koloni ile yiyecek arasındaki farklı alternatifli yollardan kısa olanında belirli bir süre sonunda diğer yollardan daha fazla feromon birikecektir. Karıncaların feromonun kokusunu algılayabilmesi, geçecekleri yolları seçerken güçlü feromon konsantrasyonları ile işaretlenmiş yolları tercih etmelerine neden olur ve böylece kolonin geneli yiyeceği en kısa yolu kullanarak taşımaya başlar. Bu şekilde feromon izi sayesinde karıncaların yiyecek kaynağına (veya yuvaya) geri dönmeleri sağlanır. Ayrıca, diğer karıncalar bu izi diğer

yuva arkadaşlarının bulduğu besin kaynaklarının yerini bulmak için de kullanabilir (Dorigo ve diğ., 1999; Kahatadeniya ve diğ., 2009).



Şekil 2.5: Karıncaların yiyecek arama davranışı (Kahatadeniya ve diğ., 2009).

A. Başlangıçta tüm karıncalar kısa ve uzun yolları eşit olasılıklarla seçer.

B. Daha kısa olan yolda feromon daha hızlı birikir ve sonrasında karıncaların çoğu kısa yolu seçer.

C. En sonunda, bütün karıncalar daha kısa yoldan gitmeyi tercih eder.

2.2.2.7. Benzetim Tavlaması

Metalürji ve malzeme bilimlerinde, belirli bir katı malzemenin sertlik ya da güç gibi fiziksel özelliklerinin, ısıl işlem ile değiştirilmesine dayanan süreç tavlama olarak bilinmektedir (Onan, 2013).

Metropolis ve diğ. tarafından 1953 yılında, fiziksel tavlama sürecini başarılı bir şekilde modelleyen Monte Carlo benzetim algoritması geliştirilmiştir. Benzetimli tavlama (SA) algoritmasının ortaya çıkışı ve adı, bir katı maddenin düşük enerji durumlarını bulmak için fiziksel tavlama işleminde oldukça başarılı olan Monte Carlo benzetim modeline olan benzerliğinden kaynaklanmaktadır (Murty, 2003).

Kirkpatrick ve diğ.' nin 1983' de geliştirdikleri bu algoritmanın işleyişinde ilk olarak, sistemin yüksek etkili bir sıcaklıkta optimize edilmesini sağlamak amacıyla eritme işlemi gerçekleştirilir. Daha sonra sıcaklık, sistem donana ve daha fazla değişim oluşmayıncaya kadar yavaşça düşürülür. Her bir sıcaklıkta benzetim, sistemin sabit bir duruma ulaşması için yeterince uzun sürmelidir. Her sıcaklık değerinde sıcaklık değişkenlerinin dengeye ulaşmaya yönelik olarak yeniden düzenlemelerinin sayısı, bir tavlama süreci olarak düşünülebilir (Kirkpatrick ve diğ., 1983).

2.2.2.8. Yapay Bağışıklık Algoritması

Omurgalı canlıların bağışıklık sistemi, yapısına dışarıdan girmeye çalışan veya saldıran yabancı hücreleri, dikkat çekici bir hassasiyetle fark edebilme, bu hücrelere adapte olabilme ve sonunda ortadan kaldırma yeteneğine sahiptir.

Bağışıklık algoritması (IA) veya yapay bağışıklık sistemi (AIS) yöntemi adıyla bilinen bu algoritma da vücut içerisindeki tüm hücreleri etkili bir şekilde ayırt edebilen ve kendine ait olan ve olmayan hücreleri belirleyip sınıflandıran doğal bağışıklık sistemlerine dayanır (Koziel ve Yang, 2011). AIS algoritmalarının tasarlanmasında bağışıklık sisteminin sahip olduğu bazı biyolojik süreçlerden yararlanılmıştır: desen tanıma, B hücrelerinin klonal seçimi[4], T hücrelerinin negatif seçimi, afinite (benzerlik) olgunlaşması, tehlike teorisi ve bağışıklık ağı teorisidir. Bu teorilerden en çok klonal seçim ve bağışıklık ağı teorisi dikkat çekmektedir (Gogna ve Tayal, 2013).

2.2.2.9. Jaya Algoritması

Jaya algoritması Rao (2016) tarafından geliştirilmiş ve TLBO algoritmasına benzer bir çalışma prensibi olan yeni bir yöntemdir. Bu algoritma her zaman optimal olma yaklaşımına daha yakın olmaya çalışır. Bu bağlamda hem en iyi çözüme ulaşmak hem de en kötü çözümden uzaklaşmak algoritmanın ana hedefleridir. Diğer yandan algoritma adını, bu çalışma ve sonuca ulaşma amaçları ile uyum içerisinde olan, Sanskritçe bir sözcük olan ve zafer anlamına gelen *Jaya* kelimesinden almıştır.

Jaya algoritması diğer algoritmalarla karşılaştırıldığında genel olarak aynı en iyi sonucun elde edilebilmesi için daha az sayıda fonksiyonu değerlendirmektedir. Bu nedenle en uygun çözüme yaklaşmada daha az işlem gerektirmektedir. Ayrıca algoritmanın uygulanmasının basit olması

[4] Klonal seçim: Aynı hücreden üretilen çok sayıdaki klonun aynı yetişme ortamında karşılaştırılmaları sonucunda en iyi olanlarının seçimi.

ve özel parametreler içermemesi de üstünlüklerinden sayılmaktadır (Rao, 2016). Ancak algoritma en iyi ve en kötü sonuçları diğer yöntemlere nazaran daha küçük bir arama alanı etrafında aradığından yerel optimuma takılma olasılığı artmakta ve daha iyi sonuçların değerlendirilememesine yol açmaktadır.

2.2.2.10. Bulanık Mantık

Bulanık mantık teorileri, belirsiz ve kesin olmayan bilgileri içeren veya ara değerlere sahip sistemleri modellemek ve tasarlamak için kullanılmaktadır.

Bulanık mantık yaklaşımı, insan düşüncesinin büyük çoğunluğunun bulanık olduğu, yani kesin olmadığı fikri ile ilk olarak 1965 yılında L.A. Zadeh tarafından önerilmiştir. Bu yaklaşımda değişkenler yalnızca 0 ve 1 değerlerini değil, belirsizlik durumlarının temsili için 0-1 arasında değişen değerleri de alabilmektedir (Uygunoğlu ve Yurtçu, 2006).

Bulanık optimizasyon yöntemleri ise, dilsel tanımlamalar ve belirsizliklerin olduğu kesin olmayan yapılardaki tasarım verisi, amaç fonksiyonu ve kısıtlamalar ile optimizasyon problemlerini çözmek için geliştirilmiştir (Rao, 2009).

2.2.2.11. Çiçek Tozlaşma Algoritması

Bitkiler özellikle de çiçekli bitkiler arı, sinek vb. gibi bazı böcek türlerini kendisine çekebileceği renk, koku ve çeşitli aromatik salgılara sahiptir. Çiçeklerin bu gibi uyaranlara sahip olması sayesinde böcekler çiçeklere yönelerek, türlerinin devamlılığının sağlanması için gerekli olan tozlaşma sürecine de katkı sağlamış olmaktadır.

Tozlaşma (polen akışı), farklı bitkilerdeki çiçekler arasında su, rüzgâr, arı, yarasa, kuş vb. gibi tozlayıcıların (polen taşıyıcıları) polen aktarımını gerçekleştirmesi ile çapraz tozlaşma; herhangi bir tozlayıcı olmaksızın tek bir çiçekte veya herhangi bir bitkinin farklı çiçekleri arasında gerçekleşmesiyle ise kendi kendine tozlaşma olarak adlandırılır.

Yang ve diğ. (2013)' nin çiçeklerin polen akışı yani tozlaşma sürecinden ilham alarak geliştirdiği ve ek olarak çok amaçlı optimizasyon problemlerinde uyguladığı çiçek tozlaşması algoritması (FPA) yeni metasezgisel algoritmalardan biridir. FPA' da, çiçekli bitkilerden esinlenerek formüle edilmiş ve tozlaşma işleminin özelliği, tozlaşma davranışı ve çiçek sabitliği ile ilgili olan dört farklı kural göz önünde bulundurulmaktadır (Yang ve diğ., 2013; Bekdaş ve diğ., 2015; Yang ve diğ., 2016):

i. Çapraz tozlaşma, aynı türden farklı bitkilerin çiçekleri arasındaki polen aktarımı ile gerçekleşir. Polen taşıyıcılarının uzak adımlarla zıplayarak veya uçarak Lévy dağılımı kurallarına uymaları gerekmektedir. Bu sürece küresel tozlaşma süreci denmektedir.
ii. Kendi kendine tozlaşma ise polenlerin, bir çiçeğin kendi içerisinde veya aynı bitkinin farklı çiçekleri arasındaki aktarımından dolayı oluşur. Bu tozlaşma türü ise yerel tozlaşmadır.
iii. Çiçek sabitliği durumu ise polen taşıyıcıları ve çiçek türleri arasındaki işbirliğidir. Bu, çiçek tozlaşma sürecindeki bir gelişmedir.
iv. Yerel ve küresel tozlaşma, anahtar olasılığı olarak adlandırılan ve 0 ile 1 arasında bir değere sahip olan olasılık değeri ile kontrol edilir.

Tüm bu kuralların uygulanması ve belirtilen ifadelerin açıklandığı uygulama adımları aşağıdaki gibi olmaktadır:

1. Adım: Başlangıç olarak probleme ait veriler, tasarım değişkenlerine ait alt ve üst limitler (maksimum ve minimum değerler) (Denklem 2.4) ve algoritma parametreleri tanımlanır. Aşağıdaki ifadelerde yer alan nf, çiçek/popülasyon sayısını; n, değişken sayısını; $X_{maks,}$ her bir tasarım değişkenine ait üst limiti; X_{min}, alt limiti ve $X_{i,j}$ de her bir tasarım değişkenini belirtmek üzere şu şekildedir:

$$X_{min} < X_{i,j} < X_{maks} \qquad \begin{matrix} i = 1, 2, \dots, \mathrm{nf} \\ j = 1, 2, \dots, \mathrm{n} \end{matrix} \tag{2.4}$$

2. Adım: İlk adımda belirlenen sınırlar dikkate alınarak her bir tasarım değişkeni için çiçek sayısı kadar rassal olarak üretilen değerler (Denklem 2.5), başlangıç çözüm matrisine (Denklem 2.6) kaydedilir. Matrisin her bir satırı aday popülasyon bireylerini (çiçekleri), her bir sütunu ise bu bireyler için probleme ait her bir değişkenin uygun çözüm aralığında rassal olarak üretilen başlangıç değerlerini ve hesaplanmış olan kısıt ile amaç fonksiyonu değerlerini temsil etmektedir. CM ile gösterilen başlangıç çözüm matrisi aşağıdaki gibidir:

$$X_{i,j} = X_{min} + rand\ (X_{maks} - X_{min}) \tag{2.5}$$

$$\mathrm{CM} = \begin{bmatrix} X_{1,1} & X_{1,2} & . & . & . & X_{1,n-1} & X_{1,n} \\ X_{2,1} & X_{2,2} & & & & X_{2,n-1} & X_{2,n} \\ . & . & . & . & . & . & . \\ . & . & . & . & . & . & . \\ X_{nf-1,1} & X_{nf-1,2} & . & . & . & X_{nf-1,n-1} & X_{nf-1,n} \\ X_{nf,1} & X_{nf,2} & . & . & . & X_{nf,n-1} & X_{nf,n} \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

Her bir aday çözümü için problemin sahip olduğu tüm tasarım kısıtı değerlerinin belirlenen koşullara uyup uymadığı kontrol edilir ve uymayan her çözümün sahip olduğu amaç fonksiyonu değişkeni çok büyük bir değer ile cezalandırılır.

3. Adım: Yeni optimum çözümlerin oluşturulması için algoritma iterasyonları başlatılır ve her bir çözüm adımı için aday matrisler oluşturularak sırayla kontrol edilir. Her bir iterasyonda yeni aday çözümlerin oluşturulmasında çiçek tozlaşma algoritması kurallarına göre iki farklı yol izlenmektedir. Birincisi, çözümlerin daha geniş bir alandan aranarak belirlendiği global yani küresel arama; ikincisi ise daha küçük bir alanda çözümlerin arandığı yerel arama sürecidir. Arama türünün belirlenebilmesi için ise arama değişimi/anahtar olasılığının (sp) kontrol edilmesi gerekmektedir. Bu değer rassal olarak üretilecek bir sayıdan daha küçükse lokal, aksi durumda ise global arama gerçekleşir.

Lokal arama sürecinde çiçek matrisindeki aday çözümlerin yeni değerlerinin (X_{yeni}) belirlenebilmesi için gerekli olan iki farklı çözümün (X_k ve X_m) CM' den rassal olarak seçilmesi gerekmektedir (Bu işlem Matlab programında Denklem 2.7 ve 2.8' deki şekilde kodlanarak gerçekleştirilmektedir). Her bir tasarım değişkeni için yeni aday çözüm değeri ise Denklem (2.9)' daki gibi hesaplanmaktadır:

$$X_k = ceil\ (rand\ (0,1)\ \mathrm{nf}) \quad (2.7)$$

$$X_m = ceil\ (rand\ (0,1)\ \mathrm{nf}) \quad (2.8)$$

$$X_{yeni} = X_{i,j} + rand\ (0,1)(X_m - X_k) \quad (2.9)$$

Global aramada ise *Lévy* dağılımının kuralları uygulanmaktadır (Denklem 2.10). X_{eniyi} başlangıç çözüm matrisinde amaç fonksiyonunu minimum yapan çözümü temsil etmekte ve bu çözüme ait tasarım değişkenleri ile yeni aday çözümler belirlenmektedir (Denklem 2.11).

$$Lévy = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\right)(rand(0,1))^{-1.5}\, e^{\left(-\frac{1}{2\,rand(0,1)}\right)} \quad (2.10)$$

$$X_{yeni} = X_{i,j} + Lévy\,(X_{eniyi} - X_{i,j}) \quad (2.11)$$

4. Adım: Her bir iterasyonda tasarım değişkenlerine ait yeni değerlerin belirlenmesi ve ardından her bir değişkenin kendi sınırları dâhilinde olup olmadığının kontrol edilmesinin ardından kısıt ve amaç fonksiyonlarının da hesaplanıp gerekli koşulları sağlamaları ile güncel bir matris oluşturulur ve mevcut çözüm matrisinde yer alan amaç fonksiyonu değerleri ile yeni değerler arasında kıyaslamalar yapılır. Belirlenen yeni amaç fonksiyonu değeri mevcut durumdan daha iyi olan her bir çözüm için tüm tasarım değişkenlerinin başlangıç matris değerleri yerine yeni üretilen değerler kaydedilir. Mevcut durumdan daha kötü veya eşit değere sahip olan çözümler ise mevcut değerlerini koruyacak şekilde kalır. Ayrıca kısıt sınırlarını aşan çözümler için ise amaç fonksiyonu yüksek bir değer ile cezalandırılır. Bu şekilde matris değerleri optimize edilerek güncellenmiş olur.

5. Adım: Her bir tasarım değişkeni için optimum değerler elde edilene veya iterasyon adımları sonlanıncaya kadar 3 ve 4. adımlar tekrarlanarak optimizasyon süreci sürdürülür.

2.2.2.12. Yapay Arı Kolonisi Algoritması

2005 yılında Karaboğa tarafından tanıtılan yapay arı kolonisi (ABC) algoritması, arı kolonilerinin yiyecek kaynağı arama davranışlarının simüle edilmesiyle geliştirilmiştir.

Arı kolonilerinde bal arıları işçi, gözcü ve izci olmak üzere üç farklı kategoriye ayrılmaktadır. Bu kategoriler algoritmada ise negatif geri besleme, pozitif geri besleme ve rastgele hareketleri temsil etmektedirler. Başlangıçtaki gıda kaynakları problemin arama alanında rastgele olarak üretilmektedir. Amaçları kovandaki nektar miktarının zenginliğinin artmasını sağlamak olan bal arılarının yarısı işçi arılar, diğer yarısı ise gözcü arılardır ve gıda kaynağı etrafındaki yığılma davranışı, işçi arılar ile başlar. İşçi arılar, her bir gıda kaynağını hafızalarına kaydeder ve bilgiler kovanda bekleyen gözcü arılar ile paylaşılır. Paylaşılan bilgilere göre kovanın yakın çevresindeki besin kaynaklarını gözcü, kovandan uzak mesafelerde olanları ise izci arılar toplar. Gözcü ve izci arılar kovana geri dönerek yiyecek kaynağı bilgilerini işçi arılar ile paylaşır. Yeni gıda kaynağının bilgisi başlangıçtaki gıda kaynağı konumu bilgisinden daha iyi ise bu bilgi güncellenir (Yahya ve Saka, 2014; Erdoğmuş, 2016; Tapao ve Cheerarot, 2017).

ABC algoritması bu şekilde, bal arıları tarafından gıda kaynaklarının konumunun en iyi biçimde belirlenerek içerdikleri nektar miktarının maksimize edilmesi olan doğal süreç ile benzetimi sayesinde çeşitli optimizasyon problemlerine çözüm getirebilmektedir.

2.2.2.13. Yarasa Algoritması

Mikrobat olarak bilinen küçük yarasalar avını belirlemek, engellerden korunmak ve geceleri yaşadığı kovuk/yarıkların yerini tespit edebilmek için bir tür radar işlevi gören ekolokasyon[5] davranışı sergilerler. Bu yarasalar çok gürültülü bir ses darbesi yayarak nesnelerden geri dönen yankıları dinlerler. Nabızları da özelliklerine göre değişim göstermektedir. Yang tarafından yarasaların sahip olduğu bu özellikler ve ekolokasyon özelliği idealize edilerek metasezgisel bir yöntem olan yarasa algoritması (BA) geliştirilmiştir. Ayrıca yarasalar, algoritmanın güncelleme denklemlerinin tasarlanmasında kullanılabilecek değişken frekans değerleri, ses yüksekliği ve nabız atış hızı ile uçmaktadır (Gandomi ve diğ., 2013; Yang ve diğ., 2016).

2.2.2.14. Ateşböceği Algoritması

Ateşböceklerinin karınlarında bulunan özel bir madde sayesinde yaydığı sarı bir ışık mevcuttur ve bu ışıkla diğer ateşböcekleri ile iletişim kurabilir, düşmanlarından kaçarak kendisini yemelerini önleyebilir veya çiftleşme faaliyetini kontrol edebilir.

Aynı zamanda bu böcekler biyolojik olarak parlama yetenekleri ile yiyecek arar ve diğer ateşböceklerini bulabilir (Gandomi ve diğ., 2015). 2007 yılında Xin-She Yang tarafından ateş böceklerinin bu doğal davranışından ve parlama biçimlerinden esinlenilerek geliştirilen ateşböceği algoritmasının (FA) idealize edilmiş üç kuralı mevcuttur. Bunlar:

i. Ateşböceklerinin çift cinsiyetli olduğu kabul edilmiştir. Bu şekilde ateşböcekleri her durumda diğer ateş böceklerini kendisine çekebilecektir.
ii. Çekicilik, parlaklık ile orantılıdır ve her ikisi de ateşböcekleri arasındaki uzaklığın artmasıyla azalır. Böylece, iki parlayan ateşböceğinden, daha az parlak olanı daha parlak olana doğru hareket edecektir. Eğer ateşböceğinden daha parlak bir böcek yoksa bu ateşböceği rastgele hareket eder.
iii. Bir ateşböceğinin parlaklığı, amaç fonksiyonunun durumu ile belirlenir (Koziel ve Yang, 2011).

[5] Ekolokasyon: yankı ile yön bulma.

2.2.3. Optimizasyonun Kullanım Alanları

Geçmişten günümüze kadar sağlık, bilim, eğitim, mühendislik vb. gibi birçok alanda optimizasyon yöntemlerinden yararlanılarak, süreç iyileştirme, performans değerlendirme veya en iyi tasarımın elde edilmesi gibi farklı amaçlara yönelik olarak gerçekleştirilen uygulamalar mevcuttur.

Açıkça görülmektedir ki optimizasyon, farklı bilim dallarındaki sayısal problemlerin, ortak önemli matematiksel bileşenlere sahip oluşunun fark edilmesi ile gelişme göstermiştir. Bu benzerlikten dolayı birçok sorun, optimizasyon alanını meydana getiren birleşik fikir ve yöntem setleri kullanılarak formülize edilebilir ve çözülebilmektedir (Wright, 2013).

Ancak birçok gerçek hayat sorununun çeşitli matematiksel ifadelerle somutlaştırılarak modellenmesi ve klasik yöntemlerle çözümlenebilmesi, problemlerin bazı özelliklerinden dolayı optimizasyon sürecinde çeşitli zorluklar oluşmasına neden olmakta ve bu durum nedeniyle de teknolojinin ilerlemesi ile klasik yöntemler yerini daha üstün/akıllı olarak kabul edilen sezgisel ve hatta metasezgisel algoritmalara bırakmış olup problemlerin daha hızlı, daha ekonomik ve en önemlisi en uygun şekilde çözümlenebilmesi sağlanmış olmaktadır.

Günümüze kadar çeşitli alanlarda gerçekleştirilen optimizasyon uygulamaları ve kullanılan yöntemler Tablo 2.1' de özetlenmektedir (Onwubolu ve Babu, 2004; Olivas ve diğ., 2009; Gogna ve Tayal, 2013; Onan, 2013; Yang ve diğ., 2013; Erdoğmuş, 2016):

Tablo 2.1: Çeşitli alanlarda gerçekleştirilen optimizasyon uygulamaları.

Alan	Uygulama	Kullanılan Yöntem
Bilgisayar/Teknoloji	Bilgisayar paket anahtarlama bağlantıları	ACO
	Ağ ve bilgisayar güvenliği ve saldırı tespiti	AIS
	Anti-virüs programı	AIS
	Kablosuz ağ tasarımı optimizasyonu	ABC
	Robot tasarımı	YSA
	Görüntü tanıma ve sıkıştırma	TS
Sağlık/Tıp	Biyoenformatik	ACO
	Kanser teşhisi	YSA
	DNA kod dizilimi	GA; ACO
	Protein 3d yapısının belirlenmesi	ACO

Tablo 2.1 (devam):

Eğitim/Bilim	Tarih eşleştirme problemi	GA
	Çift çenekli bitki damar dizilişi modelleme	GA
	Grafik renklendirme	ACO
	Karakter teşhisi	TS
	Astronomi ve astrofizik	GA
	Karakter/harf tanıma	AIS
Ulaşım/Taşımacılık/Finans	Lojistikte araç rotalama ve yönlendirme	SA; GA; TS
	Okul otobüsü yönlendirme	GA
	Havayolu filosu çizelgeleme	SA
	Koli yükleme	ACO; GA
	Hisse senedi tahmini	GA
	Kaynak tahsisi	SA
	Ekonometrik tahmin	GA
Makine/Enerji/Sistemler	Rulman makinelerinin otomatik testi	AIS
	Akış çizelgeleme problemi	SA
	Rotor parçalarında hata tespiti	GA
	Bakım planlaması	AIS
Elektrik & Elektronik	Güç sistemlerinde arıza tespiti	AIS
	Büyük alanlar için hücre yerleşimi	TS
	Elektrik yükü/güç dağıtımı	TS; GA; PSO
	Sinyal işleme	PSO
	Elektrik sistemlerinde yük dengelemesi	ABC
	Dijital filtre optimizasyonu	ABC
İletişim	Radyo frekanslarının atanması	ACO
	GPS ile iletişim	ACO
	Telekomünikasyon ağlarının tasarımı ve yönlendirilmesi	PSO
Üretim	Parti büyüklüğü belirleme	SA
	Seri üretim (akış tipi) çizelgelemesi	ACO; SA; TS
	Kutu paketleme	GA; ACO
	Darboğaz belirleme	SA

2.2.4. İnşaat Mühendisliğinde Optimizasyon Uygulamaları

Birçok alanda olduğu gibi mühendislik alanında da belirsizlikler mevcuttur. Bu özelliği nedeniyle mühendislikte, herhangi bir konuda yapılacak tasarım veya gerçekleştirilecek süreç sonucunda minimum maliyet, zaman tasarrufu, sağlam ve dayanıklı tasarım gibi elde edilecek sonucun en olumlu yönde olmasını sağlayacak şekilde karar verilmesi gerekmektedir. Bu bakımdan mühendislerin herhangi bir sistemin hem tasarlanma aşamasında, hem yapım ve bakım süreçlerinde, hem de işletme açısından çeşitli kararlar alma ve bu kararların en uygun sonuçları meydana getirecek şekilde uygulanmasını sağlamak gibi bir görevleri vardır. Bu nedenle alınacak kararların en temel amacı gerekli veya sarf edilen çabanın en aza indirilmesi veya hedeflenen ve beklenen faydanın en üst seviyeye ulaştırılması olarak söylenebilir.

Özellikle mühendislik alanında görülen birçok sorun optimizasyon problemi olarak görülmektedir ki bunlardan bazıları: süreç tasarımı, süreç üretimi ve analizi, üretim planlama, bekleme zamanı ve kullanılmayan ürün kontrolü, maliyet azaltma amaçlı üretim hattı sıralama, piyasa rekabeti için en iyi stratejiyi belirleme, ulaştırma ve lojistik, tesis için arazi seçimi, telekomünikasyon ağı belirleme, bir robot kolu için en uygun yörüngeyi bulma, karmaşık reaktör ağlarının tasarımı, basınç kanalları için optimal çelik kalınlığının tespiti, enerji birleşimlerinde optimal ağ tasarımı, minimum ağırlıkta uçak ve uzay yapılarının tasarımı, uzay araçları için en uygun yörünge tespiti, sokak lambalarının düzenlenmesi, trafo, jeneratör, motor gibi elektrik makinelerinin ve elektrik ağlarının optimum tasarımı vb. olarak gösterilebilir (Onwubolu ve Babu, 2004; Raju, 2014).

İnşaat mühendisliğinde ise büyük ve karmaşık sistemlerin araştırılması nedeniyle tüm tasarım kısıtlamalarının dikkate alınması ve güvenlik ile ekonomi arasındaki en iyi dengenin, yaşamı yani canlıları riske atmadan sağlanması gerekmektedir (Yang ve diğ., 2016). Ayrıca inşaat mühendisliği problemlerinin birçoğunda uygulanacak işlemlerin ve kullanılacak yöntemlerin, kişisel deneyim veya öngörü yeteneğine de bağlı olması, elde edilecek sonuçlarda farklılıklara neden olabilmekte ve bu durum da en uygun çözümün ne olabileceğine dair arayışların oluşmasına neden olmaktadır.

Bu sebeplerden ötürü inşaat mühendisliği, optimizasyon uygulamalarının sıklıkla gerçekleştiği bir mühendislik alanı haline gelmiş olup optimizasyon uygulamalarının yapılmaya başlandığı ve klasik sayısal hesaplamaların kullanıldığı ilk dönemlerde Stephenson (1969), Collins ve diğ. (1978), Bhave (1979) ve Quindry ve diğ. (1981) su dağıtım sistemlerinin ve boru hatlarının planlanması; Foulkes (1953), Razani (1965), Toakley (1968) ile Dobbs ve Felton (1969) minimum ağırlıkta kafes ve çerçeve tasarımı; Strasser (1958), Chong (1976), Azad (1978) ile Yoshida ve Maegawa (1979) kolon ve kirişler için en uygun kesiti belirleme; Jones (1967), Ruzicka (1968) ve Warburton (1982) dinamik etkilere yönelik optimum kütle sönümleyicisi ve izolatör tasarımı; Radermacher (1985), Karaa ve Nasr (1986) ile Inozu ve Karabakal (1994) proje kaynak yönetimi ve bakım, onarım, maliyet minimizasyonu; Changming (1988) şev stabilite analizi; Kay (1976) kazıkların güvenlik faktörünün belirlenmesi ve Holroyd (1965), Mandl (1980), Ceder ve Wilson (1986) ve Kuah ve Perl (1988) toplu taşıma ağı/hattı tasarım ve planlama optimizasyonu gibi konularda çalışmalar yapmıştır.

Ancak günümüzde teknolojinin gelişmesi ve ele alınan problemlerin daha karmaşık modeller gerektirmesi nedeniyle bilgisayarların yardımı ve metasezgisel algoritmalar kullanılarak gerçekleştirilen optimizasyona yönelim olduğu görülmektedir. Su ve şebeke sistemleri, kiriş ve kolon gibi yapı elemanları, şev stabilitesi, kafes, çerçeve yapıları, ulaşım ağları ve trafik, ayarlı kütle sönümleyicileri, kompozit malzemeler vb. gibi inşaat mühendisliğinin birçok alanında metasezgisel yöntemler kullanılarak gerçekleştirilen çeşitli optimizasyon uygulamaları aşağıda açıklanmıştır:

Furuta ve diğ. (1996) tarafından, baraj yapılarının estetik tasarımının gerçekleştirilmesi amacıyla farklı baraj tasarımı alternatiflerinin oluşturulabilmesi için genetik algoritma ve bunların görüntülenerek simüle edilmesi için de bilgisayar grafiklerinin kullanılmış olduğu bir karar destek sistemi geliştirilmiştir. Gholizadeh ve Seyedpoor (2011) ise doğal titreşim kısıtlamalarına maruz kalan kemer baraj yapılarının optimal şekil tasarımını elde etmek amacıyla, yapay zekâ tabanlı hibrit bir metodoloji uygulamıştır. Metodolojinin ilk aşamasında kemer baraj yapılarının doğal titreşim frekanslarını tahmin etme amacıyla baraj yapılarına ait tasarım parametrelerinin girdi ve frekans değerlerinin çıktı olarak kullanıldığı bir model üzerinde geri yayılım ve radyal (yarıçap) tabanlı fonksiyon kullanılarak, verinin eğitimi gerçekleştirilmiştir. İkinci aşamada ise elde edilen frekans değerlerinin, metasezgisel algoritmalardan olan genetik algoritma (GA) ve parçacık sürü optimizasyonu (PSO) yöntemleri ile optimum değerlerinin elde edilmesi sağlanmıştır.

Geem ve diğ. (2002) tarafından ele alınan çalışmada, akış talepleri ve minimum basınç kısıtlamalarını karşılayabilecek şekilde minimum maliyete sahip boru çaplarının seçilmesi yoluyla bir boru şebekesinin tasarımı armoni arama algoritması kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Zecchin ve diğ. (2007), su dağıtım sistemlerinin optimum tasarımının elde edilmesi amacıyla temel karınca algoritması ile karınca kolonisi sistemi, seçici karınca sistemi, seçici sıralı (ellitist-rank) karınca sistemi ve maksimum-minimum karınca sistemi olmak üzere dört farklı gelişmiş yöntemden yararlanarak algoritmaların performanslarını karşılaştırmışlardır. Jahanshahi ve Haddad (2008) ise yine su dağıtım sistemlerinin tasarımı problemine odaklanılarak, sistemin optimum tasarımının ve toplam yatırım maliyetlerinin minimizasyonunun, gerekli hız limitlerini ve tüm dağıtım noktalarındaki tüketiciler için gerekli minimum basınç yükünü karşılayabilecek şekilde seçilecek borular için uygun ticari çapların

tanımlanması olarak belirlendiği çalışmada, bal arısı kolonisi optimizasyon algoritması yöntemini kullanmışlardır. Algoritmanın performansını gözlemlemek ve değerlendirmek amacıyla da algoritma, New York Tüneli su dağıtım sisteminde test edilerek ve hidrolik ölçümler değerlendirilmiştir. Sabbaghpour ve diğ. (2012) de metasezgisel bir yaklaşım olan bal arılarının çiftleşme doğasına dayalı bir algoritmayı, İran'ın kuzeyinde yer alan 900 km^2 alana sahip Langarud şehrine ait su dağıtım sistemindeki ana boruların Hazen-Williams pürüzlülük faktörünün ve şebeke ağının ana düğümlerindeki su talepleri için bir düzeltme faktörünün belirlenmesi amacıyla kullanmıştır.

Uygunoğlu ve diğ. (2005), uçucu külün, beton basınç dayanımı üzerindeki etkisinin belirlenmesi üzerine bir çalışma gerçekleştirmiştir. Yapılan çalışmada beş farklı oranda uçucu kül kullanılarak hazırlanan beton karışımları ve karışımların belirli zamanlardaki yaşı kullanılarak oluşturulan modeller üzerinde bulanık mantık yöntemi kullanılarak sonuçlar irdelenmiştir.

Kargahi ve diğ. (2006), iki boyutlu ve üç farklı tasarımdaki çerçeve yapıların yapısal ağırlık minimizasyonunu sağlama amacıyla TS algoritması kullanarak bir bilgisayar programı geliştirmiştir. Fortran dilinde yazmış oldukları program, yinelemeli bir yapıda; arama, yapısal analiz ve yapısal tasarım uygulamalarını gerçekleştirebilmektedir. 2012 yılında Toğan ise düzlemsel çelik çerçevelerin tasarım optimizasyonu için TLBO yöntemini kullanarak bir tasarım prosedürü sunmuştur. Bu prosedürde, Amerikan Çelik Konstrüksiyon Yük ve Direnç Faktörü Tasarımı Enstitüsü (AISC) tarafından belirlenmiş olan mukavemet ve deplasman kısıtlamaları altında minimum ağırlığa sahip çerçeve tasarımlarının elde edilmesi amaçlanmıştır. Bu amaçla standart çelik profillerden W şekilli kesitler üzerinde TLBO yönteminin yanısıra genetik algoritma, karınca kolonisi optimizasyonu, armoni arama ve geliştirilmiş karınca kolonisi optimizasyonu yöntemleri ile uygulamalar gerçekleştirilmiştir.

Gholizadeh (2015), üç, altı ve on iki katlı düzlemsel çelik moment çerçevelerin performansa dayalı optimum sismik tasarımı için iki hesaplama stratejisi uygulamıştır. İlk stratejide, hemen kullanım, can güvenliği ve çökme durumu olan üç farklı performans seviyesinde, yapının performansa dayalı optimum sismik tasarımının belirlenebilmesi için modifiye edilmiş bir ateş böceği algoritması (FFA) kullanılmıştır. İkinci stratejide ise optimizasyon sürecinde hesaplanmış olan doğrusal olmayan itme analizi sonuçları, yapay sinir ağları ile tahmin

edilmeye çalışılmıştır. Tapao ve Cheerarot (2017) tarafından yapılan çalışmada ise, yük birleşimleri altındaki betonarme çerçevelerin, beton, güçlendirme çubuğu ve kalıp maliyetini içeren toplam maliyetin minimizasyonunu sağlamak amacıyla yapay arı kolonisi algoritması kullanılmıştır. Optimizasyon probleminin formülize edilmesinde kullanılan tasarım değişkenleri ise yapının en kesiti ve donatı çubuklarının sayısı ile çap değerleridir.

2006 yılında Zhao ve Zeng tarafından yapılan bir çalışmada, hizmet kapsamının en üst düzeye çıkarılıp en uygun güzergâh yönlendirmesinin sağlanarak ve transferlerin (aktarma) en aza indirilmesi ile büyük ölçekli transit bir yol ağının optimizasyonu için bir hesaplama aracı önerilmiştir. Bu hesaplama metodu genetik algoritma ve benzetimli tavlama yöntemlerinin birleştirilmesi ile oluşturulan ve olasılıksal bir rota arama planı olarak modellenmiştir. Lu ve diğ. (2009)' nin gerçekleştirmiş olduğu çalışma, bir demiryolu ağında yolcu istasyonu güzergâhının seçimi için minimum-maksimum karınca algoritmasına dayalı olarak rota seçimi optimizasyonunun sağlanabilmesi amacıyla geliştirilen bir model üzerine olmuştur. Yaghini ve diğ. (2012) ise İran Demiryolu ağlarında yaşanan tıkanıklık probleminin çözülmesi amacıyla tabu arama algoritmasının kullanılmış olduğu bir model geliştirilmiştir. Bu model ile yük vagonlarının taşındığı demiryolu ağının en uygun biçimde tasarlanarak tıkanıklık probleminin önüne geçilmesi ve bu şekilde yük taşıma sürecinde yaşanacak zaman ve maliyet kaybının önüne geçilerek bu konularda minimizasyon sağlanması hedeflenmiştir.

Cheng ve diğ. (2007) tarafından, kritik kayma yüzeyinin yer aldığı konumun tespiti amacıyla altı adet sezgisel optimizasyon yöntemi kullanılarak performansları karşılaştırılmıştır. Bu amaçla algoritmalar, bazı basit ve karmaşık yapıdaki kayma yüzeylerinde uygulanmıştır. Kahatadeniya ve diğ. (2009), şev stabilitesi analizinde en düşük güvenlik faktörüne sahip kritik kayma yüzeyi düzleminin belirlenmesi amacıyla karınca kolonisi algoritmasından yararlanmıştır. 2015 yılında Zeng ve diğ. katmanlı toprak yamaçların oluşabilecek bütün kayma yüzeylerinin temsili olarak belirlenmesi ve bu yüzeylerin kayma olasılıklarının hesaplanabilmesi için bir yöntem önermişlerdir. Genetik algoritma yöntemi kullanılarak farklı şekillerde ve konumlarda oluşabilecek kayma yüzeylerinin her birinin tek bir algoritmada kullanılabilmesi sağlanmıştır. 2016' da Chou ve Thedja ise belirli geoteknik problemlerinin daha erken gözlemlenebilmesi için mühendisler ve uzmanlarca kullanılabilecek kullanıcı grafik ara yüzüne sahip bir makine öğrenmesi karar destek sistemi önermişlerdir. Önerdikleri sistem

en küçük kareler-destek vektör makinesi yöntemi olup sistem, sınıflandırma başarısının optimizasyonu amacıyla metasezgisel bir yöntem olan ateşböceği algoritması (FA) ile birleştirilerek, kumlu-silt toprağın akışkanlığının (groutability) ölçülmesi, kömür madenlerinde oluşabilecek sismik tehlikelerin görüntülenmesi, deprem sonrası toprak sıvılaşmasının tahmin edilmesi ve şevin çökme eğiliminin belirlenmesi gibi bazı geoteknik problemleri üzerinde uygulanmıştır.

Omkar ve diğ. (2008), tabakalı kompozit elemanların çok hedefli optimum tasarımını gerçekleştirmek amacıyla yapay bağışıklık sistemi (AIS) yöntemini kullanarak, optimizasyon problemini, yapının belirli bir dayanıma sahip olmasını sağlayacak şekilde ağırlık ve toplam maliyet minimizasyonu olarak tanımlamıştır. Ayrıca optimizasyon uygulaması hem farklı yükleme türleri (eksenel olmayan, çift eksenli ve moment yüklemesi) hem de farklı istifleme durumları için uygulanmıştır. Kaveh ve Abadi (2010) ise betonarme bir döşeme ve I kesitli çelik kirişlerden meydana gelen kompozit bir döşeme sistemi için dayanım ve kullanılabilirlik gerekliliklerinin sağlanması koşuluyla yapının maliyet optimizasyonunun gerçekleştirilmesi için armoni arama algoritması ile bir çalışma gerçekleştirmiştir. Bu algoritma ile sisteme ait optimum değerler elde edilmiş ve ardından geliştirilmiş HS algoritması ile de değerlerin yeniden optimum hale getirilmesi sağlanmıştır. Diğer yandan De Almeida (2016) da HS algoritmasını kullanarak simetrik ve dengelenmiş tabakalı kompozit plakaların direnç yükünü maksimize edecek şekilde bu plakaların istiflenme sırasının optimizasyonu için bir çalışma yapmıştır.

Miao ve diğ. (2009) ise, önceden belirlenmiş yatay sıralamaya uygun olarak, zemin kotuna göre profile ait başlangıç dikey sıralamasının belirlenerek optimum karayolu kesitinin elde edilmesini amaçlamıştır. Bu nedenle çalışmada toprak maliyetini en aza indiren ve geometrik tanımlamalara uygun olan yol sınıflarının seçilmesi amacıyla ACO algoritmasından yararlanılmıştır.

Luh ve Lin (2011), gerilme, deplasman ve stabilite kısıtlamaları altında olan bir kafes yapısının minimum ağırlıklı olacak şekilde tasarımını gerçekleştirmek amacıyla iki farklı parçacık sürüsü optimizasyonu yönteminden yararlanmıştır. Çalışmayı gerçekleştirirken iki katmanlı, otuz dokuz üye eleman ve on iki düğümlü bir yapıyı kullanmışlardır. Yine 2015 yılında Bekdaş ve

diğ. (2015) ise çalışmalarında, uzay ve düzlemsel kafes yapıları için çiçek tozlaşma algoritması (FPA) ile üç klasik ağırlık azaltma problemini kullanarak yapısal optimizasyonu gerçekleştirmiştir. Çalışmada kafes yapılarının boyutlandırılmasında, tasarım elemanlarını da içerecek şekilde yapı ağırlığının minimize edilmesi sağlanmıştır.

2012' de Hu ve Chen, trafik işaretlerinin zamanlama düzeninin optimizasyonu amacıyla bir çalışma gerçekleştirmiştir. Bu çalışmada DynaTaiwan adında bir simülasyon aracı ile otomobil, motosiklet, kamyon ve otobüs olmak üzere dört farklı aracın yol bağlantıları üzerindeki hareketleri ve aktarım süreçleri simüle edilerek elde edilen veriler, farklılaştırılmış bir tür tabu arama algoritması ile optimize edilerek en uygun trafik sinyalizasyon zamanlamasının elde edilmesi amaçlanmıştır. Ayrıca oluşturulan birleşik tabu arama algoritmasının performansının değerlendirilmesi amacıyla genetik algoritma ile karşılaştırma yapılmıştır. Yine Jovanović ve diğ. (2017), arı kolonisi optimizasyon yöntemine dayalı olarak bir şehrin tüm bölgesini kapsayan bir trafik ağının kontrol sistemi için bir optimizasyon problemini ele almışlardır. Bu problem trafik sinyalizasyonu olarak gösterilmiş olup sinyalize kavşakları kullanan tüm kullanıcıların toplam seyahat süresinin minimizasyonu sağlanarak dönüş uzunluğu, bağlantı ve bölünmüş yolların optimal değerleri elde edilmiştir. Model üzerinde benzetimli tavlama optimizasyon yöntemi de uygulanarak sonuçlar karşılaştırılmıştır.

Pei ve Xia (2012) tarafından gerçekleştirilen çalışma, güçlendirilmiş konsol istinat duvarlarının otomatik tasarımının ve maliyet minimizasyonunun sağlanmasına yönelik olmuştur. Bu amaçla genetik algoritma, parçacık sürüsü optimizasyonu ve benzetimli tavlama olmak üzere üç sezgisel optimizasyon yönteminden yararlanılmıştır. Bekdaş tarafından 2014' de ise, germeli eksenel-simetrik silindirik betonarme duvarların tasarımı için HS algoritması temelli bir optimizasyon çalışması gerçekleştirilmiştir. Bu çalışmada, tasarımı yapılacak duvarın beton, germe kabloları ve güçlendirme çubuklarını içeren toplam malzeme fiyatı, yapı formu ve germe kablolarının uygulama şekli için optimum sonuçlar elde edilmiştir (Bekdaş, 2014). Gandomi ve diğ. (2015), istinat duvarlarının tasarımında maliyet ve ağırlık minimizasyonunu sağlama amacıyla guguk kuşu algoritması, ateşböceği algoritması ve iki farklı tür parçacık sürüsü optimizasyonu yöntemlerinden yararlanmıştır. Duvarın yapısal tasarımının optimizasyonu sürecinde çelik güçlendirme çubukları ve duvar geometrisi, tasarım parametreleri olarak belirlenmiş olup kayma, devrilme gibi göçme kontrollerinin gerçekleştirilmesi amacıyla da

farklı sürşarj yükleri, taban sürtünme açıları ve duvar arkası eğimi durumları için, kullanılan algoritmaların başarıları karşılaştırılmıştır. Molina-Moreno ve diğ. (2017) ise payandalı istinat duvarlarının en ekonomik tasarımının gerçekleştirilmesi amacıyla, 4-16 m aralığında toplam uzunluğa sahip istinat duvarı modellerini kullanarak armoni arama algoritması ile üç farklı zemin türü için (düşük plastisiteli ince toprak, sıkıştırılmış toprak ve karışık toprak) beton birim hacminde kullanılması gereken güçlendirme çeliği oranlarını belirlemiştir.

Yahya ve Saka (2014), şantiye yerleşimi planlama problemini ele aldıkları çalışmalarında, belirlenen hedefin tesisler arasındaki akışlardan dolayı oluşabilecek toplam taşıma maliyetini ve güvenlik tehlikeleri veya çevresel endişeleri en aza indirmek olduğu optimal bir yerleşim düzeninin oluşturulabilmesi için Lévy uçuş algoritması ile yapay arı kolonisi algoritması yöntemlerinin birleştirildiği bir yöntemden yararlanmıştır.

Chou ve diğ. (2015), köprü inşaat projeleri için ihale fiyatı tutarlarının tahmin doğruluğunu artırma amacıyla yapay zekâ modelleri ile bir çalışma gerçekleştirmiştir. Bu çalışmada öncelikle çeşitli fiyat endeksleri, bütçe, teklif miktarı, yapım alanı vb. gibi değişkenler arasından ihale fiyatını etkileyenlerin yapay sinir ağı ile belirlenmiş olup oluşturulan modelde optimum değişken değerlerinin genetik algoritma ile belirlenmesi sağlanmıştır.

Tang ve diğ. (2015), bir şehir yolunun kış bakımı için gerekli olan ve kar tahliyesi, taşıt yönlendirmesi ve bakım karar destek sistemi gibi bileşenlerden oluşan optimizasyon problemi için bir modeli tasarımı oluşturarak, problemin çözümünde tabu arama algoritması, benzetimli tavlama, genetik algoritma, karınca kolonisi optimizasyonu ve yapay sinir ağı algoritması gibi yöntemleri irdelemişlerdir. Matin ve diğ. (2017) ise bir yol ağı için kullanım süresi boyunca oluşacak bakım maliyetini en aza indirecek ve bununla birlikte yol kaplaması performansını en üst düzeye çıkaracak şekilde bir yol bakım planlamasının gerçekleştirilebilmesi açısından, İran' ın kırsal ulaşım ağından seçilen bir bölge üzerinde optimizasyon algoritmaları tek ve çok hedefli olmak üzere iki farklı türde uygulanmıştır. Tek hedefli olarak GA, PSO ve GA-PSO birleşimi; çok hedefli olarak ise çok amaçlı parçacık sürüsü optimizasyonu ile baskın olmayan (non-domination) genetik algoritma yöntemleri uygulanmıştır.

Moraveji ve Naderi (2016), gerçek sondaj verileri ile toprağın oluşum özellikleri ve reolojisi[6], matkap ucunun ağırlığı, devir hızı ve tipi ile kuyu deliğinin eğimi gibi belirli değişkenlerin sondaj üzerinde oluşturduğu etkilerin araştırılması için tepki yüzey metodolojisi yöntemini kullanmıştır. Bu işlem sonrasında ise sondaj esnasında yapılacak delme işlemleri için penetrasyon oranının optimizasyonunu sağlama amacıyla yarasa algoritması kullanılarak delme işlemlerinin maliyet minimizasyonunu sağlama ve bu şekilde optimum sondaj koşullarının belirlenmesi amaçlanmıştır. Pinheiro ve diğ. (2017) ise Şili' de yer alan bir toprak tabakasında, deneysel kaya kütlesi sınıflandırma sisteminin değişken olarak ele alınıp daha önceden gerçekleştirilmiş sondaj çalışmalarından elde edilen ön bilgileri kullanarak sondaj deliklerinin en uygun yerlerinin saptanarak maliyet ve güvenlik optimizasyonunun sağlanması amacıyla benzetim tavlaması (SA) ve geotekniksel simülasyon yönteminin birleşimiyle bir çalışma gerçekleştirmiştir.

Savković ve diğ. (2017) tarafından yapılan çalışmanın konusu ise tek kirişli köprü vinçlerindeki ana kirişlerin kutu profillerinin optimum maliyetli olacak şekilde tasarımıdır. Optimizasyon sürecinde plakaların mukavemet değerleri, yanal stabilitesi gibi kısıtlamalar göz önüne alınarak ana hedef olan kiriş ağırlığının minimizasyonunu sağlamak amacıyla doğadan esinlenen algoritmalardan ateşböceği algoritması, yarasa algoritması ve guguk kuşu arama algoritması kullanılmıştır.

2.2.5. TMD' ler İçin Gerçekleştirilmiş Optimizasyon Uygulamaları

Bu bölümde ayarlı kütle sönümleyicileri (TMD) ile ilgili doğadan esinlenen çeşitli metasezgisel algoritmalarla gerçekleştirilmiş olan optimizasyon çalışmaları detaylı bir şekilde açıklanmıştır:

Viana ve diğ. (2008) yapmış oldukları çalışmada, titreşen kanatlı ve çok modlu olarak iki farklı tipteki dinamik titreşim sönümleyicisinin optimum ayarlanması için karınca kolonisi optimizasyon (ACO) yönteminden yararlanmıştır. Uygulamış oldukları metodoloji ile hedef fonksiyonu olarak belirlenen ana yapının titreşim genliğinin minimizasyonu sağlanmıştır.

Leung ve Zhang (2009) ise beyaz gürültü yapısındaki taban ivmesi ve dış kuvvet etkilerine maruz bırakılan viskoz olarak sönümlü tek serbestlik dereceli (sdof) bir sistemin deplasman vb.

[6] Reoloji: Zeminlerin zamana bağlı şekil değişimini inceleyen bilim, akış bilim.

gibi bazı yapısal tepkilerinin minimize edilmesi amacıyla ana sisteme bağlı durumdaki bir TMD yapısının optimum kütle, sönüm ve frekans oranını parçacık sürü optimizasyonu yöntemi ile elde etmiştir.

Bekdaş ve Nigdeli (2011), farklı periyotlu yapılar için yapıların tek serbestlik derecesine sahip olduğu varsayılarak metasezgisel algoritmalardan biri olan armoni arama algoritması ile pasif kütle sönümleyicisi için optimum değerlerin belirlendiği bir çalışma gerçekleştirmiştir. Optimizasyon sürecinde çeşitli deprem kayıtları kullanılarak yapının vermiş olduğu normal tepkiler ile kütle sönümleyicisi varlığında göstermiş olduğu tepkiler karşılaştırılarak algoritma başarısı değerlendirilmiştir.

Nigdeli ve Bekdaş (2011), en üst katında TMD bulunan mdof bir yapıya iki farklı deprem uyarımının harmonik yükleme olarak etki ettirilmesi ile yapının kat deplasmanlarının minimizasyonunun amaçlandığı optimizasyon sürecinde armoni arama yöntemi kullanılarak TMD' nin optimum parametreleri hesaplanmıştır. Örnek olarak kullanılan yapı için elde edilen optimum TMD parametrelerinin yapı özelliklerindeki değişiklikler sonucunda etkinliğinin gözlemlenmesi açısından farklı yapı rijitlik değerleri kullanılarak El Centro ve Erzincan depremleri etkisiyle meydana gelen deplasmanların ne oranda azalış gösterdiği incelenmiştir. Pourzeynali ve diğ. (2013) tarafından yapılan çalışmada da benzer şekilde TMD' nin, deprem etkilerine karşı yapıda meydana gelen titreşimleri önleyebilmesi amacıyla çok yönlü optimum tasarımı ele alınmıştır. Bu amaç doğrultusunda örnek yapı çerçeve olarak tasarlanmış ve sistem belirsizlikleri de göz önünde bulundurulmuş olup TMD parametrelerinin optimizasyonu ile yer değiştirme, hız ve ivmenin minimizasyonunun sağlanması amacıyla genetik algoritma kullanılmıştır.

Amini ve Ghaderi (2013) ise bir yapı içerisinde kullanılacak olan sönümleyiciler için en uygun konumun tespit edilebilmesi amacıyla hibrit bir model tasarlamıştır. Bu hibrit model armoni arama (HS) algoritmasının karınca kolonisi algoritmasıyla (ACO) birleştirilmesi (AntHS) ile oluşturulmuş olup ACO algoritmasından elde edilen sezgi ve feromon değerleri, olasılık kütle fonksiyonunun dinamik olarak güncellenebilmesi amacıyla armoni arama algoritmasının her bir optimizasyon adımında kullanılarak sürecin daha hızlı olması amaçlanmıştır.

Farshidianfar (2013) tarafından, iki farklı yüksek katlı yapıda on farklı deprem kaydı kullanılarak toprak-yapı etkileşiminin de göz önünde bulundurulduğu optimizasyon sürecinde, oluşan titreşimlere karşı yapının maksimum deplasman ve ivmesinin azaltılması amacıyla optimum TMD frekans, sönüm ve kütle oranları yapay arı kolonisi (ABC) algoritması kullanılarak belirlenmiş ve aynı zamanda farklı toprak türleri için bu değerler formülize edilmiştir.

Mohebbi ve diğ. (2013) tarafından ise beyaz gürültü uyarımına maruz bırakılan on katlı bir kesme yapısı (çerçeve) için yapının vereceği sismik tepkileri azaltabilecek optimum çoklu TMD' ler önerilmiştir. Kurulan optimizasyon modeli, yapıların maksimum tepkisinin azaltılması doğrultusunda optimum TMD parametrelerinin belirlenebilmesi için genetik algoritma (GA) kullanılarak oluşturulmuş olup yakın ve uzak fay deprem uyarımları altında etkinliği incelenmiştir. Elde ettikleri sonuçlara göre çoklu TMD' lerin performansının TMD kütle oranı, TDM' lerin dizilişi (konumlandırma) ve tasarım kriterine bağlı olduğu sonucuna varılmıştır**.**

Diğer yandan Arfiadi (2016) tarafından yapılan çalışmada deprem etkisi altındaki yapıların tepkilerinin azaltılmasında yan yana konumlandırılmış iki ayrı TMD' nin bulunduğu kompozit bir sistem kullanılmıştır. Burada temel ve yardımcı sönümleyicilerin optimum rijitlik ve sönümleme değerleri, sönümleyiciler arasındaki farklı kütle oranlarına göre bir tür genetik algoritma kullanılarak belirlenmiştir.

Farklı olarak Khatibinia ve diğ. (2016) ise kırk katlı bir yapıya El Centro depremi uyarımlarının etki ettirilmesiyle gerçekleştirilen zaman tanım alanı analizi ve optimizasyon sürecinde toprak-yapı etkileşiminin de dikkate alınması ile yapının maksimum yer değiştirme ve ivmelenme minimizasyonunu sağlayan optimal TMD kütle, rijitlik ve sönümleme parametrelerini, çok hedefli parçacık sürü optimizayonu algoritması ile belirlemiştir. Bu doğrultuda geçekleştirilen çalışma sonucunda TMD' nin optimum parametreleri üzerinde toprak-yapı etkileşiminin önemli bir etkisi olduğu da saptanmıştır.

TMD' lerin yapılardaki titreşim veya salınım sönümleme etkinliğinin artırılması amacıyla Yang ve Li (2016) tarafından yapılan çalışmada, yer ivmesi etkisi altında bulunan yapılar için bu amaca yönelik olarak ikili TMD' ler değerlendirilmiştir. Optimizasyon sürecinde kontrol edilen

sistemin belirli bir titreşim moduna ait formüle dayalı olarak ikili TMD yerleştirilmiş yapının dinamik büyütme faktörünün minimizasyonunu sağlamak için benzetimli tavlama, genetik algoritma ve parçacık sürü optimizasyonu yöntemleri kullanılmıştır.

Etedali ve Mollayi (2018), en küçük kareler-destek vektör makinesi modelinden yararlanarak CS algoritması ile TMD frekans ve sönüm oranı parametrelerinin optimum değerlerini tahmin etmeyi amaçlamıştır. Bu amaçla TMD bulunan sdof bir ana yapıya harmonik yer ivmesi, beyaz gürültü kuvveti ve beyaz gürültülü taban ivmesi olmak üzere üç farklı dinamik uyarımın etki etmesiyle optimum TMD özellikleri belirlenmiştir.

Khatibinia ve diğ. (2018) ise en şiddetli deprem olarak nitelendirdikleri sürekli sabit deprem uyarımlarının etki ettiği on katlı bir kesme yapısında bulunan bir TMD' nin optimum tasarımını gerçekleştirmek amacıyla yeni metasezgisel yöntemlerden olan yer çekimi algoritmasının geliştirilmiş bir biçimini kullanmışlardır. Bu doğrultuda frekans tanım alanında oluşan kat deplasman karelerinin ortalama karekökleri (root mean square) toplamının minimizasyonu sağlanarak optimal TMD parametreleri belirlenmiştir.

Bekdaş ve diğ. (2018) de tarihte meydana gelmiş altı farklı deprem kaydını kullanarak on ve kırk katlı yapılarda yer alan TMD için optimum kütle, periyot ve sönüm oranı gibi parametrelerin belirlenebilmesi amacıyla güncel metasezgisel algoritmalardan biri olan yarasa algoritmasını kullanmıştır. Ayrıca bu yöntemin performansı hem çeşitli analitik yöntemler hem de diğer metasezgisel yöntemlerden armoni arama, genetik algoritma ve parçacık sürü optimizasyonu ile kıyaslanmıştır.

2.3. YAPAY ZEKÂ VE MAKİNE ÖĞRENMESİ

Yapay zekâ (*AI: Artificial Intelligence*) başta bilgisayar bilimleri ve birçok mühendislik dalı olmak üzere özellikle genetik, psikoloji ve davranış bilimleri, mantık, dil öğrenme ve algılama vb. gibi çeşitli çalışma alanlarının bilgisini kullanarak insan gibi davranan ve düşünen sistemler geliştirme bilimidir.

Bir bilim dalı olarak kabul gören yapay zekâ alanının, aynı zamanda bir teknoloji ve araştırma alanı olarak da görülmesinden dolayı günümüze değin birçok farklı kaynakta çeşitli tanımları yapılmış olup bu tanımlardan bazıları şu şekildedir:

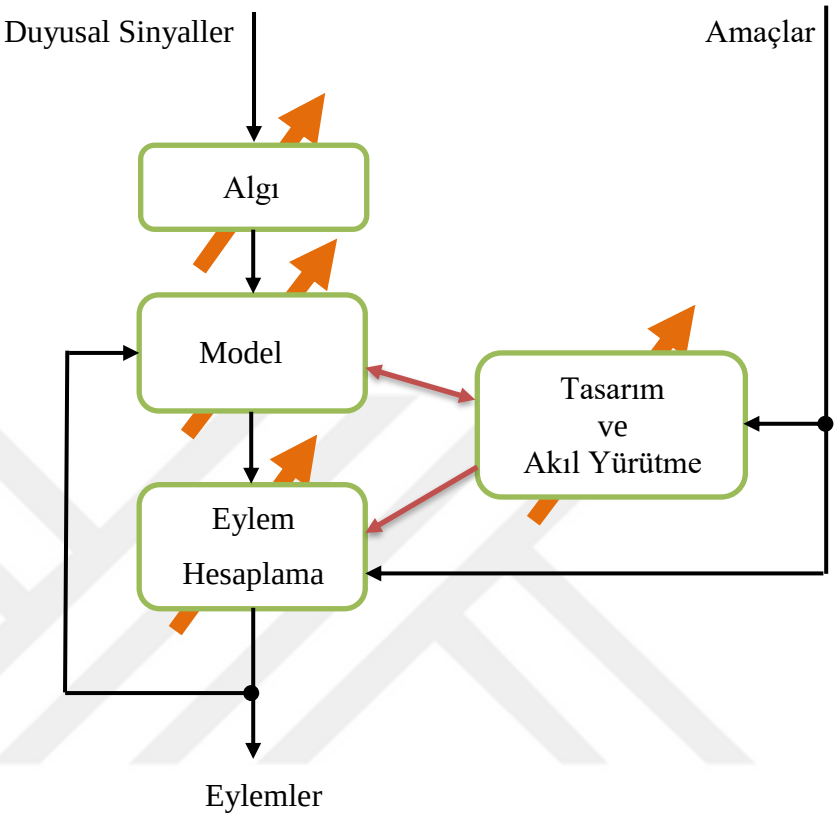
- Merkezinde insan olan bu yaklaşım, içerisinde hipotez ve deneyimler barındıran deneysel bir bilim olmalıdır (Russell ve Norvig, 1995).
- Yapay zekâ, insanın düşünme yapısının anlaşılarak bu yapının benzerinin ortaya koyulabilmesini sağlayacak olan bilgisayar işlemlerinin geliştirilmeye çalışılması olarak tanımlanabilmektedir (Uygunoğlu ve Yurtçu, 2006).
- McCarthy (2007), yapay zekânın akıllı makinelerin, özellikle de akıllı bilgisayar programlarının oluşturulduğu mühendislik ve bilim dalı olduğunu belirtmiştir.
- Luger (2009) ise yapay zekâ teknolojisini bilgisayar biliminin, akıllı davranışların otomasyonuyla ilgili olan bir branşı olarak tanımlamıştır.
- Yapay zekâ, akıllı varlıkları anlamak, inşa etmek ve karar verme sürecini basit, hızlı ve verimli hale getirmek için uzmanlaşmış bir sistemdir (Patil ve diğ., 2017).

Yapay zekâ teknolojisi için ifade edilmiş bu farklı tanımlardan yola çıkılarak şunu söylemek mümkündür: Yapay zekâ, insanların akıl, düşünce yapısı ve davranışlarına benzer şekilde hareket eden, örneklerden öğrenebilen ve kendisini geliştirebilen bilgisayarlar, bilgisayarlarla kontrol edilen/otonom robotlar, akıllıca düşünen yazılım ve cihazlar oluşturma teknolojisidir.

Ancak bu teknoloji, insan zekâsını anlayabilmek amacıyla bilgisayarların kullanılması gibi bir durumla ilgili olmasına rağmen, sadece biyolojik faktörlere göre ölçülebilen yöntemlerle sınırlanmamalıdır (McCarthy, 2007). Bunun asıl nedeniyse insan yapısının sahip olduğu çeşitli his ve duygusal özellikler veya tecrübe olarak sayılabilir.

Yapay zekânın bir alt alanı olarak görülen makine öğrenmesi ise, bilgisayar gibi cihazların öğrenmesini sağlayan algoritmaların ve tekniklerin tasarlanması ve geliştirilmesi ile ilgili bir teknolojidir (Olivas ve diğ., 2009). Bu bakımdan makine öğrenmesi kavramı yapay zekâ ile gerçekleştirilen tanıma, robot kontrolü, tespit/teşhis, tahminleme gibi faaliyetleri içeren görevlerin sistemlerde oluşturduğu değişiklikleri ifade etmektedir. Oluşan değişiklikler ile de ya önceden oluşturulmuş olan sistemler geliştirilmekte ya da yeni sistemler sentez edilmektedir.

Bu durumu daha açık bir şekilde ifade eden bir yapay zekâ sisteminin çalışma yapısı Şekil 2.6' da gösterilmiştir:



Şekil 2.6: Yapay zekâ sistemi (Nilsson, 1998).

Şekilde yer alan yapay zekâ aracı öncelikle çevresinden gelen bilgileri (duyusal sinyaller) algılayarak uygun bir model oluşturur. Ardından sistemin, oluşturulan modellerin algılara karşılık olarak meydana getireceği muhtemel etkileri tahmin etmesiyle gerekli eylemler hesap edilir ve dış çevreye yansıtılır. Gerekli durumlarda yapay zekâ aracının modelleme, eylem hesaplama vb. gibi herhangi bir parçasında güncelleme yapılması ve edinilen bilgilerdeki değişim sayesindeyse sistem öğrenmesi gerçekleşmektedir.

Burada önemli olan öğrenme kavramının sözlükteki tanımları ise çalışma, anlama veya deneyim yoluyla bilgi ve başarı elde etme, beceri kazanma ve davranışsal eğilimlerde tecrübe yoluyla oluşan değişimler şeklindedir (Nilsson, 1998). Bu nedenledir ki öğrenme eylemi uzun ve yinelemeli bir süreç içerisinde gerçekleşmekte ve bu süreç sonucunda da belirli kazanımlar ve deneyimler elde edilmesini sağlayan değişimler oluşturmaktadır. Bu bakımdan bilgisayar vb. gibi birçok teknolojik aracın bu süreçte gün geçtikçe gelişmesi ve insansı bir hal alması ile

çeşitli faaliyetler sayesinde deneyim elde etmesi kaçınılmaz olacaktır. Bu durumda makine öğrenmesi aslında bilgisayar vb. gibi makinelerin çeşitli olaylar sonucu tecrübe veya bilgi kazanımı ile gelecekte yaşanabilecek olan benzer durumları önceden bilme, tahmin etme ve çeşitli karar mekanizmaları geliştirmesi olarak kabul edilebilir.

Belirtildiği üzere, makinelerde gerçekleştirilen öğrenme sürecinin başarılı olabilmesi için öncelikle biyolojik olan canlılar yani insan ve hayvanların öğrenme faaliyetlerinin nasıl gerçekleştiği ve süreç özellikleri doğru anlaşılmalıdır. Ancak bu bilgiler tek başına yeterli olmayıp mühendislik açısından da bazı önemli bilgilere ve hesaplamalara ihtiyaç duyulmaktadır (Nilsson, 1998). Bu bilgilerden bazıları ise şu şekildedir:

- Meta-düzey bilginin kullanılması, problem çözme stratejilerinin kontrolünü daha gelişmiş hale getirir. Her ne kadar bu çok zor bir problem olsa da, ele alınmış nispeten birkaç güncel sistemde araştırmanın önemli bir alanı olarak ortaya çıkmaktadır (Luger, 2009).
- Programlar yalnızca kendi biçimlerinin (matematik veya mantıksal tanım) temsil edebildiği davranış ve faktörleri öğrenebilir. Ancak maalesef ki öğrenen sistemlerin neredeyse tamamı bilgiyi temsil etme konusunda çok sınırlı yeteneklere dayanmaktadır (McCarthy, 2007).
- Bazı görevler bir örnek olmadan iyi tanımlanamamaktadır. Bu nedenle görevler için girdi-çıktı çiftleri belirleyebiliriz. Ancak girdiler ile istenen çıktılar arasında öz bir ilişki oluşmayabilir.
- Belirli görevlere dair mevcut olan bilgi, insanlar tarafından açık kodlama yapılabilmesi için çok büyük miktarda olabilmektedir. Bu bilgiyi kademeli olarak öğrenen makineler, insanların yazmak istediklerinden daha fazlasını yakalayabilecektir (Nilsson, 1998).

2.3.1. Yapay Zekâ ve Makine Öğrenmesi Gelişim Süreci

Makine öğrenmesi teknolojisi, yapay zekâ alanının bağımsız bilgisayar ve makinelere odaklanmış bir dalı olup bunların zeki yapılar haline dönüşümünü gerçekleştirmiştir. Bu dönüşümün gerçekleştirilmesinde ise insanın sahip olduğu çeşitli fiziki, genetik, akıl, vb. gibi çeşitli özelliklerinden yararlanılmıştır.

Bilgisayarlar ve çeşitli teknolojik hesap makinelerinin keşfi ve kullanımının başlamasından bu yana teknolojinin sürekli olarak gelişmesi ile birlikte daha yenilikçi ve farklılaşmış makinelerin ortaya çıktığı gözlemlenebilmektedir. Ancak bu gibi makinelerin insan gibi düşünerek, tecrübe ederek ve çeşitli kıyaslamalar yapıp hatalarından ders alacak şekilde çalışması ancak yirminci yüzyılda mümkün olabilmiştir.

Bu bağlamda yapılan ilk çalışmalardan biri, 1943 yılında Arturo Rosenblueth, Norbert Wiener ve Julian Bigelow tarafından *cybernetics* yani canlı varlıklar ve makineler arasındaki otomatik kontrol sistemleri ve iletişim bilimi manasına gelen terimin literatüre girmesi olmuştur. 1948' de de Weiner' ın ünlü kitabı bu isimle yayınlanmıştır. Grey Walter ise 1948-1949 yılları arasında Bristol kentinde, Elsie ve Elmer adlı kaplumbağalar olan otonom robotlarla, az sayıdaki beyin hücresinin karmaşık davranışlar oluşmasına neden olabileceği görüşüne dayanarak bir deney gerçekleştirdi. 1949' da ise Donald Hebb tarafından, öğrenme faaliyetinin gerçekleştirilmesini sağlayan nöronlar arasındaki bağlantı güçlerinin değiştirilmesi için basit ve güncel bir kural ispatlandı (Buchanan, 2006).

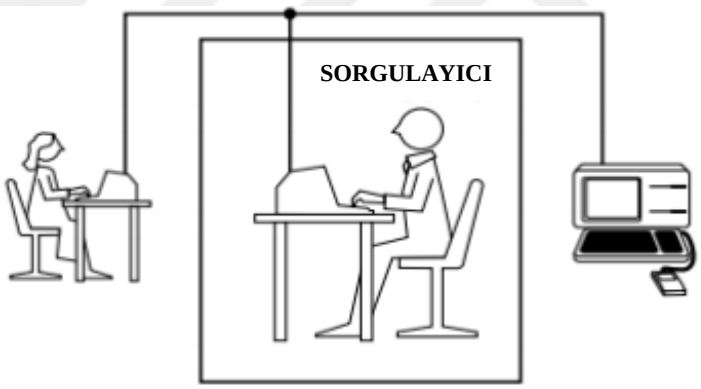
Makine öğrenmesi bakımından yapay zekâdaki asıl büyük gelişmeler 1950 ve sonrasında yaşanmıştır. Bu gelişmelerinden biri, Alan Turing' in 1950 yılında akıllı davranışların ölçülmesi için gerekli olan Turing testini Bilgi-işlem Makinesi ve Zekâ adlı kitapta yayınlaması olmuştur. Bu kitapta bir makinenin akıllı olduğunun düşünülebilmesi için gerekli olan koşullar tartışıldı. Turing' e göre bir makinenin akıllı bir gözlemciye göre başarılı bir şekilde insan taklidi yapabilmesi durumunda o makinenin kesinlikle akıllı olduğunun düşünülmesi gerekir (McCarthy, 2007).

Şekil 2.7' de görülen uygulama Turing' in oluşturduğu ve taklit oyunu olarak adlandırdığı yöntemdir. Bu testte bir makine ve insan karşı karşıya getirilmekte ve ayrı bir bölümde ise sorgulayıcı olarak adlandırılan başka bir kişi yer alır. Sorgulayıcı kişi, testteki varlıklardan herhangi birini doğrudan göremez ve onlarla konuşamaz. Ayrıca sorgulayıcı kişi aslında hangi varlığın makine veya insan olduğunu da bilmemekte ve onlarla bir terminal[7] gibi yalnızca metin yazılabilen bir cihaz kullanarak iletişim kurabilmektedir. Sorgulayıcıdan, yalnızca bu cihaz üstünden sorulmuş olan sorulara karşın testteki varlıkların verdiği cevaplara dayanarak,

[7] Terminal: Veri iletişiminde veri giriş-çıkışını sağlayan donanım birimi.

bilgisayar ile insanı ayırt etmesi istenir. Sorgulayıcı tarafından makinenin insandan ayırt edilemediği durumda ise Turing' in de savunduğu düşünceye göre makinenin akıllı olduğu varsayılabilir.

Bununla birlikte sorgulayıcı kişi, bilgisayarın kimliğini ortaya çıkarmak için ne kadar aldatıcı ya da dolaylı olursa olsun herhangi bir soruyu sormakta özgürdür. Örneğin sorgulayıcı bilgisayarın insandan daha doğru sonuç verme olasılığının yüksek olduğunu varsayarak her iki denekten de oldukça fazla aritmetik hesap yapmasını isteyebilir. Bu stratejinin aksine bilgisayar da insana benzemek için bu şekildeki bir dizi soruna doğru cevap bulmakta ne zaman başarısız olabileceğini bilmeye ihtiyaç duyabilir. İnsanın duygusal yapısını esas alarak kimliğini keşfetmek için ise sorgulayıcı, her iki denekten de bir şiir veya sanat eserine karşılık vermesini isteyebilir ki bu strateji, bilgisayarın insanoğlunun duygusal oluşumuyla ilgili bilgiye sahip olmasını gerektirir (Luger, 2009).



Şekil 2.7: Turing testinin uygulanışı (Luger, 2009).

Bu durumda Turing testi bir makinenin insana olan benzerliğinin ölçülmesi bakımından önemli bir uygulamadır. Ortaya çıkan sonuçlar, makinelerin insana büyük oranda benzerlik gösterdiğini ancak bu sonuçların tamamen doğru olarak kabul edilemeyeceğini göstermiştir.

Bunun en belirgin sebebi ise insanın yaradılışından gelen bazı özellikler ve makinelerin sahip olmadığı bu gibi duygusal ve insani özelliklerdir. Bu yüzden makineler her şeyi insansı bir biçimde gerçekleştirememekte ve bundan dolayı da yapılan her türlü uygulamadan makinelerin insandan daha üstün/başarılı olduğu sonucu da çıkarılamayabilir.

Diğer yandan yine 1950’ lerden itibaren, günümüzde makine öğrenmesinde en çok kullanılan kümeleme yöntemlerinden biri olan ve karmaşık ve çok boyutlu bir veri kümesinin değerlerini, veri kümesindeki birkaç ortalama nokta yardımıyla tahmin etmeye çalışan k-ortalamalar algoritması kullanılmaya başlamıştır (Olivas ve diğ., 2009).

Bu dönemde yapılan bir diğer çalışma Claude Shannon (1950) ve Alan Turing (1953) tarafından von Neumann tarzı geleneksel bilgisayarlar için yazılmış olan satranç programlarıdır. Daha sonra, 1951 yılında Princeton Üniversitesi Matematik Bölümü’ nde yüksek lisans öğrencisi olan Marvin Minsky ve Dean Edmonds ilk sinir ağı bilgisayarını kurdu. 1952-1962 yılları arasında ise Arthur Samuel dama oyununda yeterli beceriyi kazanarak bir dünya şampiyonuna karşı üstünlük sağlayabilmesi amacıyla ilk oyun oynama programını yazmıştır. 1952’ de başlayan bu süreçle birlikte bilgisayarların kendilerine sadece söylenen işlemleri yapabileceği fikri de çürütülmüş oldu. Çünkü yazılan bu program, tasarımcısından daha iyi bir oyun oynamayı hızlıca öğrenmişti. Allen Newell, J. C. Shaw ve Herbert Simon tarafından yazılan Mantık Kuramcısı (Logic Theorist) ise çalışan ilk yapay zekâ programının gösterimidir (Russell ve Norvig, 1995).

Perceptron adı verilen basit bir sinir ağı da 1958 yılında Rosenblatt tarafından önerilmiş bir ağdır ve makine öğrenim tarihinde bir dönüm noktası olarak görülmektedir (Han ve Kamber, 2006). Yine 1958 yılında yapay zekâ alanının önemli bir ismi haline gelen McCarthy, günümüzde hala kullanılan en eski ikinci dil olan LISP programlama dilini buldu. 1960’ lı yılların başlarında ise Margaret Masterman ve arkadaşları makine tercümesi için semantik ağları tasarladılar. 1964’ de de Danny Bobrow’ un MIT’ de yer alan tezi ile bilgisayarların doğal dili, cebirsel problemleri çözebilecek kadar iyi anlayabildiği gösterilmiştir. 1967 yılında ise Joel Moses MIT’ de yayınlanan doktora tezinde Macsyma (bilgisayar destekli cebir sistemi) programı aracılığıyla integral problemleri için sembolik akıl yürütme gücünü göstermiştir. Bu program matematik alanındaki ilk başarılı bilgi tabanlı programdır. Bu yılda gelişen diğer bir olay ise MIT’ deki Richard Greenblatt tarafından MacHack adında bilgiye dayalı ve aynı zamanda bir turnuvada C sınıfı derece alabilecek kadar iyi bir satranç programının tasarlanması olmuştur (Buchanan, 2006).

Bilgi tabanlı sistem yaklaşımının daha da benimsenmesiyle birlikte 1969' da Ed Feigenbaum, Bruce Buchanan ve Joshua Lederberg' den oluşan takım tarafından geliştirilen kütle spektrometresiyle elde edilen bilgiden, moleküler yapıyı anlayabilme sorunu çözülmüştür. Program girdisi, molekülün başlangıç formülünden oluşmakta ve oluşturulan molekül, elektron ışınları tarafından bombardıman edildiğinde kütle spektrumu, molekülün çeşitli parçalarının kütlelerini vermektedir. Örneğin kütle spektrumu, metil parçasının kütlesine karşılık gelen m=15' de bir yoğunluk içerebilir. Programın basit versiyonu ile formülle bağıntılı olan tüm olası yapıları üreterek her bir parça için kütle spektrumunun ne olabileceği önceden tahmin edilerek asıl spektrumla kıyaslanmıştır (Russell ve Norvig, 1995).

1970 ve sonrasında, makinelerin öğrenim yeteneklerinin de artmasıyla birlikte daha çok endüstri ve sinir ağları alanlarında gelişmeler yaşanmıştır. Özellikle de uzay çalışmaları için tasarlanan robotlar ve makineler ile bunların insana daha çok benzetilmesi amacı giderek yaygınlaşmıştır.

1980 yılına gelindiğinde artık ilk uzman sistemler ve ticari uygulamalar daha da geliştirilmiş oldu. Bunlara örnek olarak Lee Erman, Rick Hayes-Roth, Victor Lesser ve Raj Reddy tarafından geliştirilen ve iskelet yapı olarak karatahta modeline sahip Hearsay-II konuşma-anlama sistemi gösterildi. 1980' lerin ortalarına gelindiğinde ise ilk defa 1974' de Werbos tarafından, sinir ağlarının geri yayılım algoritmasıyla kullanılarak nasıl çalıştığı açıklanmıştır. Bir başka teknoloji olan örüntü tanıma ise makine öğrenimi ile yakından ilişkili bir konu olup Bishop (1995) ve Ripley (1996) tarafından örüntü/desen tanıma için sinir ağlarının kullanımı açıklanmıştır. Diğer yandan Mitchell (1997), genetik algoritmalar ve pekiştirme öğrenimi dâhil olmak üzere pek çok makine öğrenimi tekniğini kapsayan bir kitap yazdı. Yine 1997' de The Deep Blue adlı programın dönemin geçerli olan dünya satranç şampiyonu Garry Kasparov' u yenmesi, yaşanan önemli gelişmelerdendir. 20. yy' ın sonlarına gelindiğinde ise MIT' de Rod Brooks tarafından geliştirilen *Cog Projesi* insansı bir robot inşa edilmesinde önemli bir ilerleme sağlamıştır. Yaşanan bu gelişmeler ile makinelerin ve sistemlerin artık insan seviyesinde yeteneklere sahip olduğu ve hatta onunla yarışabilecek düzeye geldiği görülmüş oldu. Buna örnek olarak Cynthia Breazeal' ın hislerini ifade edebilen yüze sahip bir robot olan Kismet' i tanımlayan Sosyal Makineler adlı tez çalışması verilebilir. 2005' de ise göçebe robot Nomad,

göktaşı örnekleri aramak için Antarktika' nın uzak bölgelerini araştırmıştır (Buchanan, 2006; Witten ve diğ., 2011).

2.3.2. Yapay Zekâ ve Makine Öğrenmesi Uygulamaları

Yapay zekâ teknolojisi içerisinde gelişme gösteren makine öğrenmesi, çeşitli alanlarda birçok farklı uygulamada kullanılabilmektedir. Bu alanlarda gerçekleştirilen uygulamalar ve gelişmeler aşağıda açıklanmıştır:

- *Uzman Sistemler:* Bu sistemler var olan problemlere, bir uzmanın herhangi bir problemi çözme şekline benzer biçimde çözümler üreten sistemlerdir. Bu açıdan bakıldığında uzman sistemler, bilgiyi, bir insan uzmanından edinerek bilgisayarların benzer problemlerin çözümü için uygulayabileceği bir biçime dönüştürme yoluyla oluşturulmuştur.

En eski uzman sistemlerden biri olan ve problem çözme konusunda alan bilgisinden faydalanan Dendral, 1960' ların sonlarında Stanford' da geliştirilmiştir. Organik moleküllerin yapısının genel olarak çok büyük olması, moleküller için olası yapı sayısının da fazla olma ihtimalini artırmaktadır. Bu nedenle sistem, kimyasal formüller ve moleküllerdeki kimyasal bağlarla ilgili kütle spektrometri bilgisi ile organik moleküllerin yapısını belirlemek amacıyla geliştirilmiştir. Bir diğer ilk olma özelliğine sahip sistemse 1974' de geliştirilen Mycin' dir. Mycin ise uzman tıbbi bilgileri kullanılarak kandaki bakteri enfeksiyonları ve spinal (belkemiği) menenjit için tanı koyarak tedavi önerileri sunacak şekilde geliştirilmiştir (Luger, 2009).

Bir diğer örnek ise 1991' de Bell Atlantic tarafından, bir müşterinin telefon sorununu bildirmesiyle şirketin ne tür bir teknisyenin atayacağına karar vermesi gerekmesi üzerine bir sistem geliştirilmiştir. Makine öğrenmesi yöntemleriyle geliştirilen sistem 1999' da bu kararı daha az hatalı olacak şekilde yerine getirmesi ile yılda on milyon dolardan fazla tasarruf sağlamış bir uzman sistem olma özelliğine sahiptir (Witten ve diğ., 2011). Internist ise iç hastalıklarında teşhis yapmak, Prospector bir yerleşim yeri hakkındaki jeolojik bilgiye göre maden yataklarının türü ve olası konumu belirlemek ve Dipmeter Advisor da petrol kuyusu sondajının sonuçlarını yorumlamak için geliştirilmiştir (Luger, 2009).

- *Robotik:* Yapay zekâ insanlar tarafından gerçekleştirilen görev ve eylemlerin daha iyi ve hızlı bir performansla gerçekleştirilmesi amacıyla oluşturulmuş bir alan olmak üzere bu

görevlerin yerine getirilmesi için yapay zekâ teknolojisiyle geliştirilen uygulamalardan biri olan robotların, günümüz dünyasında sayısı ve kulanım alanları gittikçe artmaktadır.

Yapay zekâ teknolojisi ve bir dalı olan makine öğreniminin ise robotik teknolojisi ile yakından ilişkili olduğu görülmektedir. Bunun nedeni robotların kontrolü için gereken çeşitli görevlerde genel olarak yapay sinir ağları veya diğer sınıflandırma sistemlerinin kullanılmasıdır (Onwubolu ve Babu, 2004). Bununla birlikte günümüzde yapay zekâ araçları olan uygulamalar, algoritmalar, her çeşit yazılım ve internet robotları gibi basit formdaki yapılar ile robotlar, sürücüsüz araçlar, akıllı saatler ve diğer mekanik araçlar gibi gelişmiş formdaki yapılar da mevcuttur. Diğer yandan Floridi (2017), oluşturulan dijital teknolojiler ve otomasyonların tarım ve üretim sektörü gibi alanlarda çalışanların yerini aldığını, hizmet sektöründe ise insanların yerine robotların geleceğini öngördüklerini belirtmiştir. Ancak yine de insan, bir araç ve bir GPS, farklı dillerdeki dokümanlar, bitmiş bir yemek ve içindeki malzemeler arasında veya belirtilerle eşleşen hastalığın tanımlanması gibi durumlarda bir arabirim olarak görev yapmaktadır.

- *Oyun Oynama:* Oyun oynama yapay zekânın en eski uğraş alanlarından biridir. 1950' de bilgisayarlar programlanabilir hale gelir gelmez Claude Shannon ve Alan Turing tarafından ilk satranç programı yazılmıştı. O zamandan beri oyun standardında, günümüz sistemlerinin bir dünya şampiyonuna meydan okuyabilme noktasına varacak kadar kararlı bir ilerleme söz konusu olmuştur (Russell ve Norvig, 1995).

Bu alanda yapılan ilk araştırmaların büyük kısmı dama, satranç ve on beşli bulmaca gibi yaygın tahta oyunları kullanılarak yapılmıştır. Çünkü tahta oyunları ilgi çekici özelliklere sahip olmakla birlikte onları yapay zekâ araştırması için ideal konu yapan belirli özelliklere de sahiptir. Oyunların birçoğu iyi tanımlanmış kural dizileri kullanılarak oynanmaktadır. Bu durum, araştırma alanı oluşturmayı kolaylaştırır ve araştırmacıyı daha az yapılandırılmış problemlerin özünde olan belirsizlik ve karmaşıklıkların birçoğundan kurtarır (Luger, 2009). Futbol veya kroket gibi daha az soyut olan oyunlar ise yapay zekâ alanında çalışan kişilerin pek ilgisini çekmemiştir. Çünkü oyunlardaki rakip sayısının artması oyunu daha karmaşık hale getirmekte ve kurulan fonksiyonların işleyişini de olumsuz etkilemektedir.

Gelişen teknoloji ile birlikte ilk zamanlarda çalışma alanı olarak daha çok tercih edilen satranç, dama gibi zekâ oyunlarının yanısıra insan yeteneğine, fiziksel kapasiteye veya refleks gibi insansı tepkilere göre biçimlenen futbol, tenis, voleybol vb. gibi diğer birçok tür de araştırmacıların çalışma alanına girmiş ve bu oyun türlerinde de yapay zekâ teknolojisi kullanımının görülmesinin yanısıra elde edilen sonuçlar da gerçeğe yakın değerlerde olmuştur.

- *Doğal Dil Süreci ile Konuşma Tanıma:* Doğal dil işleme, konuşulmuş (sayısallaştırılan ve kaydedilen) ve yazılmış olan dil ve dil verileriyle uğraşan bir araştırma ve geliştirme alanıdır. İnsan dilinin özellikleri ve kullanımının bilimi ve teknolojisi olarak bilinen doğal dil işleme, NLP teknolojisi olarak anılmakta ve NLP, *Natural Language Process* kelimesinin baş harflerinden adını almış olup insanların konuştuğu dillerin kökenlerini ve bilgi işleme konusundaki rolünü vurgulamaktadır. NLP' de geliştirilmiş olan teori, araç ve tekniklerin önemli uygulama alanları ise makine çevirisi, metin özetleme, metin madenciliği ve bilgi çıkarımı konularını kapsamaktadır.

Diğer yandan Olivas ve diğ. (2009), NLP yöntemlerinin, insanların yaptığı gibi yönetilebilir veri miktarlarını işleyebildiğini ve büyük miktardaki verileri zahmetsizce analiz edebildiğini belirtmiştir. Buna örnek olarak konuşma parçalarını otomatik olarak birleştirmenin, nitelikli bir insanın sahip olduğu hatasız performansına yakın olması verilebilir.

İlk tasarımlardan birisi William Woods tarafından 1973 yılında geliştirilen Lunar sistemidir. Bu sistem jeologların, Apollo Ay Heyeti tarafından getirilen kaya/taş örnekleri hakkında İngilizce sorular sormalarına izin veren ve uygulamalı olarak diğer insanlar tarafından kullanılan ilk doğal dil programıdır (Russell ve Norvig, 1995). Bunun yanısıra bu teknoloji ile özellikle akıllı telefonlarda yer alan bir uygulama olan sanal asistanların sahip olduğu konuşmayı metne çevirme ve mesaj ve e-postalardaki hataların otomatik olarak düzeltildiği sistemler de günümüz gelişmelerinden bazılarıdır (Biswas, 2018).

- *Finans, Bankacılık ve Sigorta Uygulamaları:* Yapılan harcamalar, bankacılık işlemleri ve çeşitli mali aktiviteler kişilerin çeşitli özelliklerini yansıtmakta ve banka, kredi ve çeşitli finans kuruluşları da elde edeceği gelir ile müşteri sayısını artırmanın yanısıra bu kişilerin memnuniyetini sağlama amacıyla yeni teknolojilerden yaralanmaktadırlar.

Bu teknolojilerden birisine örnek olarak bir kredi şirketinin hangi kişilere ve ne kadar kredi vereceğini belirlemesi verilebilir. Bu durum için kredi şirketleri başvuru sahiplerine yapılan anketlerden elde etmiş oldukları bilgilere göre sayısal bir parametre hesaplayarak bir karar prosedürü uygular. Bu parametre önceden belirlenen eşiği aştığı durumda başvuru kabul edilmektedir. Ancak ikinci eşiğin de altına düşüldüğü takdirde reddedilmektedir (Witten ve diğ., 2011). Diğer yandan çeşitli sektörlerde, bir ürün/hizmetin bir sonraki satın alma süresini tahmin ederek satış zamanlamasının planlanması ve yapılacak seyahatin, uçuşun, araba veya ev alım işlemlerinin ne zaman gerçekleştirilebileceği ve ne oranda gerçekleşme olasılığının bulunduğunun da öngörülmesi mümkün olmaktadır (Maimon ve Rokach, 2010).

- *Tıp ve Sağlık:* Yapay zekâ ve bilhassa makine öğrenmesi uygulamalarının en yaygın olarak kullanıldığı alanların başında tıp ve sağlık bilimi gelmektedir. Birçok hastalığın teşhisinde, tedavisinde kullanılmakta olup ayrıca genetik ve biyolojik özelliklerin tanınması ve yeni teknolojilerin geliştirilmesinde de makine öğrenmesi uygulamaları kendisine yer bulmaktadır.

Örneğin kronik hastalıkların tedavisinde, bir birey için en uygun ilaç dozunun belirlenmesi, genel olarak deneme-yanılma şeklinde gerçekleşmektedir. Bu sürecin daha hızlı gerçekleşmesi ve ilaç tedavisinin kişiye özgü bir şekilde belirlenmesi amacıyla makine öğrenmesi yöntemlerinden yararlanılmaktadır (Olivas ve diğ., 2009). Ayrıca gen ifadesi verisinden fenotip bilgisinin çıkarımı, protein ve DNA diziliminin nasıl gerçekleşeceğinin belirlenmesi, biyolojik gen dizilerindeki örüntü düzenlemelerinin incelenmesi ve farklı gen desenlerinin oluşumu ile tekrarlama sıklıklarının keşfedilmesi açısından da bu yöntemler yardımcı olmaktadır (Han ve Gao, 2008; Olivas ve diğ. 2009; Maimon ve Rokach, 2010).

- *Vizyon Sitemleri ve Görüntü Tanıma Teknolojisi:* Doğadaki canlıların görme duyusu ve özelliklerinden faydalanılarak oluşturulmuş sistemler vizyon veya diğer adıyla görüş sistemleridir. Bu sistemler esas olarak görme duyusunun özelliklerini ve avantajlarını kullanarak görüntü algılama işlemleriyle konum belirleme, görüntü seçme ve birleştirme, desen ve fotoğraf benzeşimi, hata ayıklama ve bunlara benzer birçok işlemi gerçekleştirebilmektedir.

Vizyon sistemlerine bir örnek verilecek olursa uçakların iniş sırasındaki tepkilerinin kontrol edilebilmesi amacıyla kullanılan optik akışa dayalı görüş sistemleri bunlardan birisidir. Ayrıca bir ortamda hareket eden mobil robotların ortamdaki engellerin ve boş alanların bulunduğu

yerleri tespit ederek hareketini gerçekleştirebilmesi, uzayda bulunan birçok astronomik cisimciğin görüntülenmesi, ekosistemlerdeki doğal veya insandan kaynaklanan hasarların belirlenerek yeşil alanlardaki ani değişiklikler sebebiyle değişen arazi örtüsünün tespit edilmesi gibi amaçlara yönelik olarak da bu sistemler kullanılmaktadır (Russell ve Norvig, 1995; Han ve Gao, 2008).

Bu uygulamalar dışında vizyon sistemleri özellikle coğrafi konum belirlenmesi, yüz tanıma, araç rotasının belirlenmesi, üretim faaliyetlerinde oluşabilecek olan hatalı ürünlerin saptanması, hastalıklı/sağlıklı hücrelerin teşhis edilmesi vb. gibi çeşitli alanlarda ve birçok farklı amaçla da sıkça tercih edilmektedir.

- *Yayın, Web ve Sosyal Medya Uygulamaları:* Gelişen yüzyılda internet ve sosyal medya üzerinde geçirilen zamanın artması ve gerçekleştirilen işlemlerin çeşitlenmesi büyük bir bilgi yığını oluşmasına neden olmaktadır. Kişilerin sosyal medya hesaplarını kullanmaları, çeşitli siteler üzerinden birçok alanda faydalanmaları gibi durumlarda oluşan verilerin kullanılması ile de yeni teknolojiler geliştirilmesi mümkün olmuştur.

Bunlardan birisi özellikle, web sayfalarının arama motorları tarafından sıralanması olarak görülmektedir. Bu sorun, daha önceden kişilerin vermiş olduğu kararlara yönelik olarak elde edilen verilerle oluşturulan bir eğitim setine dayalı olarak makine öğrenmesi kullanımıyla çözülebilir. Bir öğrenme algoritması eğitim verilerinin analizinde, yeni bir sorgu için URL adresi içeriği, başlık etiketinde yer alıp almama gibi özellikleri belirlemesi sayesinde sorgunun alaka düzeyini tahmin edebilmektedir. Diğer yandan makine öğrenmesi uygulamaları ilgilenilen reklamların seçilebilmesi için arama yapılan terimleri; kitap, film/müzik CD' si gibi alışverişlerde benzer ürün tavsiyelerinde diğer kullanıcıların seçimlerini de kullanmaktadır (Witten ve diğ., 2011).

2.3.3. Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları (YSA) insan beyninin en temel özelliklerinden biri olan öğrenme fonksiyonunu gerçekleştiren bilgisayar sistemleridir. Öğrenme faaliyetini örnekler yardımı ile gerçekleştirmektedirler.

Diğer yandan bu model pratikte tahmin, sınıflandırma, kontrol problemi gibi çeşitli uygulamalarda kullanılmakta olup bir grup yapay nörondan (birbirine bağlanmış ve ağırlık değerine sahip düğümlerden (giriş, gizli ve çıkış nöronları)) oluşan biyolojik sinir ağlarına dayanan bir hesaplama modelidir. Bu bakımdan YSA' lar, öğrenme aşaması süresince ağ boyunca akan iç veya dış bilgilere dayanarak yapısını değiştirebilen uyarlamalı bir sistemdir. Bu öğrenme veya eğitim süreci ağırlıkların belirlendiği süreçtir (Olivas ve diğ., 2009). Düğümler arasındaki her bağlantının sahip olduğu ağırlık değeri ise her bir nöronun çıktı değerine olan etkisini yansıtmakta ve düğümler bu ağırlık değerlerine göre işlem görmektedirler. Böylece oluşacak bilgiler de ağırlık değerlerine göre şekil almaktadır.

Birden çok sinir hücresinin hep birlikte bulunduğu kısma katman adı verilmektedir. YSA' ların temel yapısında yalnızca giriş ve çıkış katmanı bulunmaktadır. Ancak çok katmanlı YSA' larda ise bunlara ek olarak gizli katman adı verilen bir katman da yer alır. Ağ yapısını oluşturan bu üç katmandan giriş katmanı, eğitim verilerini temsil etmekte ve bu veriler sürekli olarak modele işlenmektedir.

İkinci katman ise gizli katman olup bu katmandaki nöronlar veriler tarafından eğitilmek için bulunur ve dışarıdan doğrudan müdahaleye açık değillerdir. Uygulamada, genellikle sadece bir tane gizli katman kullanılmasına rağmen katmanların sayısı keyfidir ve sıfır ile çok yüksek bir sayı arasında olabilmektedir. Son gizli katmanın ürettiği ağırlıklar ile düzenlenen çıktı değerleri, çıkış katmanını oluşturan birimlere iletilir ve böylece ağ, eğitim verileri için oluşturduğu tahmin değerlerini yayar (Han ve Kamber, 2006; Veintimilla-Reyes ve diğ., 2016).

Bu şekilde çıkış katmanında elde edilen nihai sonuçlar ve gerçekte var olan sonuçlar kıyaslanarak elde edilen çıktıların gerçekle ne kadar uyumlu olduğu gözlemlenir ve hata oranı (sapma) incelenir. Sinir ağından elde edilen çıktı ile gerçek çıktı arasındaki sapmanın tolere edilebilir bir sınır içinde olması durumunda, ağın iyi bir şekilde eğitildiği söylenebilir (Ormsbee ve Reddy, 1995). Bu oran kabul edilebilir düzeyde değilse gerekli iyileştirmeler yapılarak ağ yapısı yeniden düzenlenir. Gerekirse bağlantı ağırlıkları da değiştirilebilir. İşlemler tekrarlı olarak devam eder ve hata en az seviyede kabul edilebilir bir düzeye eriştiğinde ağ yapısı tamamlanmış olur. Aşağıda yapay sinir ağlarının bazı olumlu ve olumsuz özellikleri de görülebilmektedir:

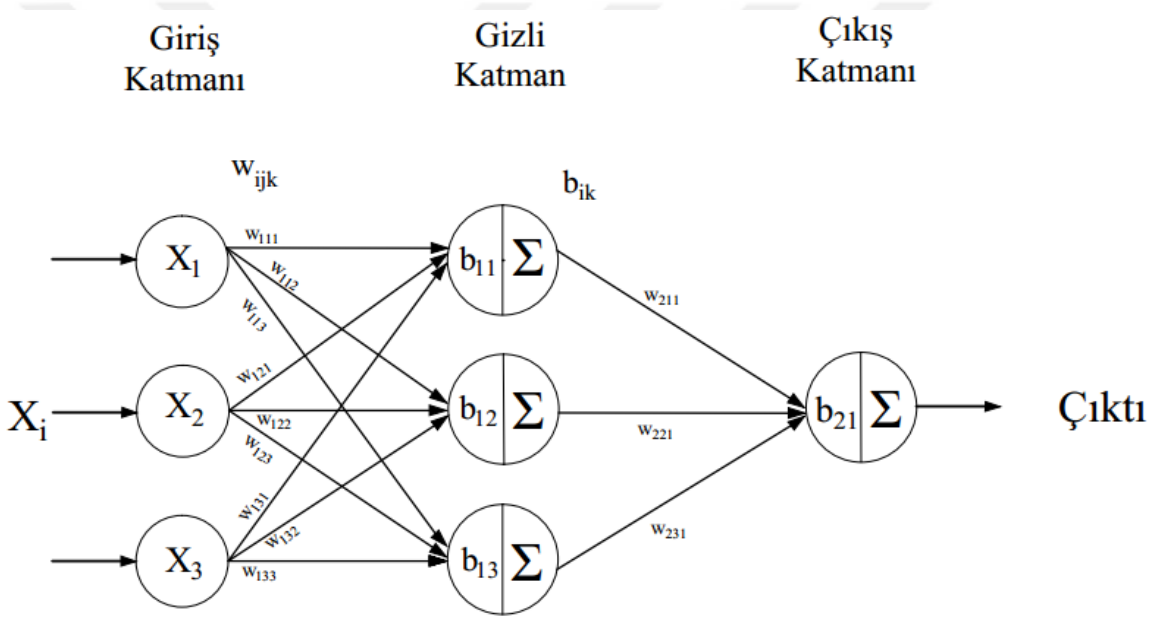
- Herhangi bir problem hakkında girdi ve çıktı verileri arasındaki doğrusal veya doğrusal olmayan ilişkiyi mevcut örneklerden öğrenme yoluyla genelleme yaparak değeri bilinmeyen veya daha önceden uygulanmamış olan örneklere uygun bir şekilde çözümler üretebilmektedir. Ağların öğrenme yeteneği, farklı problemlere uyarlanabilirliği ve ağ bileşenlerinin eş zamanlı olarak çalışabilen yapısından dolayı hızlı çalışabilme yeteneği mevcut olup daha az bilgi gerektirmekte ve uygulanması kolaydır (Uygunoğlu ve Yurtçu, 2006).
- Geçmiş deneyimlerine dayanarak dışarıdan gelen bilgiyi işleyebilir ve haritalama yeteneklerinden dolayı karmaşık ve zaman alıcı problemleri basitleştirirler (Gholizadeh, 2015).
- Sinir ağları uzun eğitim süreleri içerir ve bu nedenle, bu durumun mümkün olduğu uygulamalar için daha uygun olmaktadır. Ağ yapısında genellikle, deneysel olarak en iyi şekilde belirlenmiş birçok parametreye ihtiyaç duyulmaktadır (Han ve Kamber, 2006).
- Çok sayıda eksik veya gürültülü bilgi bulunduran değişkene sahip kesin olmayan modelleri veya verileri içeren problemleri çözebilir. Bu hata toleransı özelliği ise veri madenciliği problemlerine hitap etmektedir çünkü gerçek veriler genellikle kirlidir ve istatistiksel modeller tarafından tipik olarak istenen açık olasılık yapılarını takip etmemektedir (Maimon ve Rokach, 2010).
- YSA yapısı çok küçük olduğunda yapılması istenen işlev gerçekleştirilememekte; çok büyük olduğunda ise oluşturulan tüm örnekleri büyük bir arama alanından öğrenen ağ, daha önce görmediği veya değerini bilmediği girdileri büyük oranda iyi bir şekilde genelleyemeyecektir. Bu açıdan sinir ağları da modelde çok fazla parametre olduğu durumda uç noktalarda/aşırı davranış göstermektedir (Russell ve Norvig, 1995).

2.3.3.1. İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları

Çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağları, bir giriş katmanından, bir veya daha fazla gizli katmandan ve bir çıkış katmanından oluşur ve *perceptron* adı da verilen bu yapay sinir ağı formunda tüm düğümler ve tabakalar ileriye akışlı bir şekilde düzenlenmiştir (Han ve Kamber, 2006; Olivas ve diğ., 2009). Bu nedenle ileri beslemeli bir YSA' da bağlantılar tek yönlü olup döngü oluşmamaktadır. Bu ağlarda her düğüm sadece bir sonraki katmandaki düğümler ile bağlantı kurabilmektedir. Düğümlerin kendilerinin yer aldığı katmandaki diğer düğümler ile

veya bir önceki katmanda yer alan düğümler ile bağlantıya sahip değillerdir (Russell ve Norvig, 1995).

Giriş katmanında yer alan her nöron (düğüm), verilen bilgileri alarak işlenmiş bir şekilde çıktılara dönüştürür ve böylece bir bilgi işleme görevini üstlenirler. Bu nöronlar arasındaki bağlayıcı yollar sayesinde üretilecek olan bilgi, farklı düğümler arasındaki ilişkinin kuvveti ile ilgili olan bağlantı ağırlıkları olarak üretilebilmekte ve depolanabilmektedir. Her bir nöron kendi fonksiyonunu yavaş ve hatalı bir şekilde uygulamasına rağmen bir sinir ağının ana yapısı çeşitli görevleri etkili bir biçimde yerine getirebilmekte ve gözle görülebilir sonuçlar elde edebilmektedir (Maimon ve Rokach, 2010).



Şekil 2.8: Çok katmanlı ileri beslemeli sinir ağı (Chou ve diğ., 2015).

Şekil 2.8 üç katman halinde düzenlenmiş nöronlardan oluşan ileri beslemeli bir sinir ağının yapısını göstermektedir. Burada i, j, k =1, 2,…, n olmak üzere i, mevcut giriş katmanını; j, ilgili girdi nöronunu; k, bir sonraki katmanda yer alan çıktı nöronunu temsil etmekte ve X_i, girdi nöronlarını; w_{ijk} bağlantıların ağırlık değerlerini ve b_{ij} ise bias[8] değerlerini ifade etmektedir.

Burada ağ yapısında yer alan ve bağımsız değişkenlere karşılık gelen giriş katmanındaki nöronlar ile çıkış katmanındaki nöronlarla belirtilen bağımlı değişkenler tahmin edilmektedir. Her giriş değeri, düğümlerin ara bağlantı ağırlıklarıyla çarpılır. Çıkış değeri ise elde edilen tüm çarpım sonuçlarının toplamının, bir aktivasyon fonksiyonu vasıtasıyla işlenmesi ile elde

[8] Bias: Eşik değeri.

edilmektedir (Gandomi ve diğ., 2013). Gizli katman ve nöronları ise bu süreçte bilginin çeşitli faktörlere göre değerlendirilmesi, öğrenilmesi ve tecrübe edilerek yeniden düzenlenmesi için bulunmaktadır.

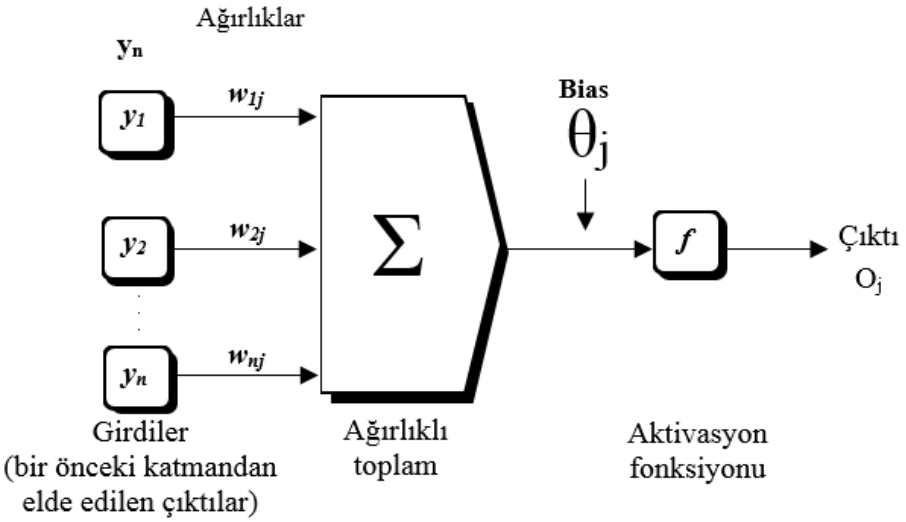
2.3.3.2. Geri Yayılım Algoritması

Herhangi bir yapay zekâ modeli gibi, yapay sinir ağları da öğrenme yeteneğine sahiptir. Çok katmanlı bir yapay sinir ağını eğitmek için kullanılan en yaygın ve etkili öğrenme algoritması ise, geri yayılım (back propagation) algoritması olarak bilinmektedir (Chou ve diğ., 2015). Diğer yandan öğrenme sürecinde yapay sinir ağlarının yapısındaki ardışık katmanlar arasında meydana gelebilecek hatalar, ağ geneline farklı şekillerde yayılabilmektedir. Bunlardan en sık tercih edileni ise hatayı geriye yayarak yeniden düzenlemeyi temel alan bir algoritma olan geri yayılım algoritmasıdır.

Genel olarak çok katmanlı ileri beslemeli sinir ağlarında kullanılan geri yayılım algoritması, ağ fonksiyonu tarafından üretilen çıktı hatasını minimize etmek için bağlantıların ağırlık değişimlerini kullanmaktadır.

Geri yayılım adının nedeni, çıkış düğümü hatalarının çıktı katmanından gizli katmana doğru olacak şekilde geri yayılmasıdır ve bu hatalar gizli katman ağırlıklarının güncellenmesini sağlayan denklemde kullanılmaktadır. Geriye yayılan bu hatalar çıkış katmanında gerçek ve tahmin edilen değerler arasındaki fark olarak belirlenmektedir (Chong ve Zak, 2001; Luger, 2009).

Katmanlarda yer alan her bir düğüm için, bir önceki katmanda kendisine bağlı olan düğümlerden elde edilen çıktı ile aralarında bulunan bağlantı ağırlıklarının çarpılması sonucunda elde edilen değerlerin bias adı verilen bir eşik değeriyle (θ_j) ağırlıklı toplamının ($\sum$), o düğümde net bir giriş değeri olarak ele alınması ile doğrusal olmayan lojistik veya sigmoid fonksiyonunun (f) aktif hale gelerek bu değeri işlemesiyle yeni bir çıktı değeri (tahmin) elde edilmesi (ileri besleme süreci) Şekil 2.9' da gösterilmiştir. Bu süreçte ağ tarafından tahmin edilen çıktı değeri ile gerçek çıktı arasındaki fark ise geri yayılım algoritması tarafından girdi katmanına doğru iletilecek olan hata değeri olup; bir önceki katmandan elde edilen çıktılar (girdiler) y_n; bağlantı ağırlıkları, w_{nj} olarak ifade edilmiştir (Han ve Kamber, 2006; Chou ve diğ., 2015):



Şekil 2.9: Gizli veya çıkış katmanı düğümü için aktivasyon fonksiyonu ile çıktı tahmini (Han ve Kamber, 2006).

Aktifleşme seviyesi (net) olarak da ifade edilen değer, ağırlıklı toplam sonucuyla (Σ) bias değeri toplanarak elde edilmekte ve bu değer *f* olarak gösterilen aktivasyon (eşik) fonksiyonuyla işlenerek çıktı tahmini gerçekleştirilmektedir. Bu işlem adımları aşağıdaki denklemler yardımıyla hesaplanmaktadır:

$$\text{net} = \sum \mathrm{y_n} w_{\mathrm{nj}} + \theta_{\mathrm{j}} \tag{2.12}$$

$$f(\text{net}) = \mathrm{O_j} = \frac{1}{(1+\mathrm{e}^{-\text{net}})} \tag{2.13}$$

Aktivasyon fonksiyonunun Denklem (2.13)' deki gibi bir hesaplama süreci sonrasında herhangi bir çıkış katmanı düğümü için üretmiş olduğu değer (O_j) ile gerçek çıktı (T_j) arasındaki farkı gösteren hata değeri δ_j ve gizli katmanda yer alan bir düğüm için elde edilecek hata değeri ise δ_k olarak ifade edilmiş olup bu değerler ağ üzerinde geriye doğru yayılan hata olarak bilinmektedir ve aşağıda yer alan denklemler vasıtasıyla hesaplanmaktadır:

$$\delta_{\mathrm{j}} = \mathrm{O_j}(1-\mathrm{O_j})(\mathrm{T_j}-\mathrm{O_j}) \tag{2.14}$$

$$\delta_{\mathrm{k}} = \mathrm{O_k}(1-\mathrm{O_k}) \sum_{\mathrm{j}} \delta_{\mathrm{j}} w_{\mathrm{kj}} \tag{2.15}$$

Bulunan hatalar sırayla katman bağlantılarındaki ağırlıklara yayılmaktadır. Bu işlem ağın eğitimi olarak adlandırılmakta ve gerçekleştirilen her bir t döngüsünde (iterasyon) ağırlıkların güncellenmesi gizli-çıkış düğümü arası için Denklem (2.16); giriş-gizli düğüm arası içinse Denklem (2.18)' e göre gerçekleştirilmektedir:

Gizli-çıkış düğümü için:

$$w_{kj}(t) = w_{kj}(t-1) + \Delta w_{kj}(t) \quad (2.16)$$

$$\Delta w_{kj}(t) = \eta \delta_j O_k + \alpha \Delta w_{kj}(t-1) \quad (2.17)$$

Giriş-gizli düğüm için:

$$w_{nk}(t) = w_{nk}(t-1) + \Delta w_{nk}(t) \quad (2.18)$$

$$\Delta w_{nk}(t) = \eta \delta_k y_n + \alpha \Delta w_{nk}(t-1) \quad (2.19)$$

Denklemde yer alan η, ağın öğrenme hızı (oranı), α momentum parametresi ve Δw_{nk} döngüde oluşan ağırlık değişimidir.

2.3.3.3. YSA ile Gerçekleştirilmiş Tahmin Uygulamaları

Yapay sinir ağları (YSA) başta tahminleme ve öngörü olmak üzere, özellik çıkarımı, kümeleme, sınıflandırma gibi birçok konuda çeşitli çalışma alanlarında fayda sağlamaktadır. Bu alanların başında gelen mühendislik biliminde ise özellikle, ele alınan problemlerde tasarım parametrelerinin değerlerini tahmin etme konusunda YSA' lar oldukça başarılı sonuçlar verebilmektedir.

Birçok farklı kola ve konuya ayrılmış olan mühendislik alanında, YSA' lar vasıtasıyla gerçekleştirilmiş olan çeşitli tahmin uygulamalarından bazıları şu şekildedir:

Şenyiğit ve diğ. (2013) yapmış oldukları çalışmada, talep ve fiyat belirsizliği altında toplam maliyetin minimum olmasını sağlayacak şekilde en uygun sipariş miktarını (parti büyüklüğü) belirlemek için genetik algoritma (GA) ve arı algoritması ile eğitilmiş olan yapay sinir ağlarından yararlanmışlardır.

Song ve diğ. (2013), veri merkezlerinde kullanılan enerjinin kontrolünü sağlamak için optimum sıcaklık ve hava akımı dağılımının belirlenmesinde YSA ve GA' yı kullanmıştır.

Kant ve Sangwan (2015) yüzey pürüzlülüğünün minimum olmasını sağlayan işleme parametrelerinin optimum değerlerinin belirlenmesi için genetik algoritma ve YSA' yı birleştirmiştir. Ayrıca yapılan çalışmada geliştirilen YSA-GA modelinin performansını değerlendirmek amacıyla da işleme için gerçek bir uygulama gerçekleştirilmiştir.

Hafezi ve diğ. (2015) ise yarasa algoritması (BA) ve YSA yöntemleriyle DAX hisse senedi fiyatlarını, sekiz yıllık bir sürecin üç aylık (çeyrek) döngülerini kullanarak tahmin edebilen bir sistem tasarlamıştır.

Jiménez-Bermejo ve diğ. (2018), günlük yolculukları esnasında araçlardan elde edilen voltaj, akım ve akü sıcaklığı gibi gerçek verileri kullanarak elektrikli bir aracın şarj durumunu tahmin edebilen, YSA destekli bir model geliştirmiştir.

İnşaat mühendisliğinde de bir modelin tasarlanış amacına yönelik olarak probleme ait parametre değerlerinin hızla tahmin edilebilmesi için bazı çalışmalar yapılmıştır. Bunlardan biri Bowden ve diğ. (2002) trafından yapılan ve YSA ile GA yöntemleri kullanılarak Güney Avustralya' daki Murray Irmağının tuzluluk oranını 14 gün önceden tahmin edebilen bir modelin geliştirildiği çalışmadır.

Atici (2011) tarafından yapılan çalışmada katkı maddelerinin tahribatsız test sekme (ribaunt) sayısı ve ultrasonik darbe hızı ile elde edilmiş olan özellikleri ve değerlerine bağlı olarak çeşitli miktarlarda yüksek fırın cürufu ve uçucu kül içeren beton karışımlarının farklı kür (bakım) sürelerindeki basınç dayanımını tahmin etmek için çoklu regresyon analizinin yanısıra YSA' lardan faydalanılmıştır. Momeni ve diğ. (2015) ise Malezya' daki bir bölgeden alınan granit ve kalkerli kaya örneklerinin serbest basınç dayanımını tahmin etmek için YSA' ları, ağ performansının artmasını sağlaması amacıyla parçacık sürüsü optimizasyonu (PSO) yöntemi ile birleştirerek kullanmıştır.

2015 yılında yapılan bir diğer çalışma ise Aichouri ve diğ. (2015) tarafından Cezayir' de bulunan, yarı kurak-Akdeniz iklimine sahip bir havzadaki yağış-akış ilişkisinin modellenmesi amacıyla bir YSA' nın geliştirilmesidir. Veintimilla-Reyes ve diğ. (2016) de Tomebamba Nehri' ndeki su akışını gerçek zamanlı olarak ve yılın belirli bir günü için tahmin etmeyi sağlayan YSA' ya dayalı bir model oluşturmuşlardır. Model girdileri ise, belirlenen istasyonlarda gerçekleşen yağış ve akış bilgileri olmak üzere istasyonlara yerleştirilmiş bir sistemden alınan gerçek verilere göre elde edilmiştir.

Diğer yandan Chatterjee ve diğ. (2017) PSO algoritmasıyla eğiterek kullandıkları YSA ile çok katlı betonarme binaların yapısal hasarlarını belirlemiştir. Cascardi ve diğ. (2017) ise aralıksız bir şekilde FRP (fiber reinforced polymers) sarılarak kaplanan betonarme dairesel kolonların basınç dayanımı tahmin etmede YSA' lara dayalı bir model oluşturmuştur. Shebani ve Iwnicki (2018) tarafından gerçekleştirilen çalışmadaysa YSA' lar, kuru, ıslak, yağlanmış koşullar altında ve zımparalama sonrası gibi farklı tekerlek-ray teması durumlarına göre tekerlek ve ray aşınma miktarınının tahmin edilebilmesi için kullanılmıştır.

YSA' ların bu gibi tahminleme konuları açısından oldukça başarılı olmalarının yanısıra aynı zamanda metazegisel algoritmalarla birlikte de iyi bir şekilde çalışabilmeleri ve hibrit hale getirilebilmeleri, ele alınan tasarım problemleri için optimum parametrelerin tahmin edilerek belirlendiği çeşitli uygulamalara olanak tanımıştır.

Örneğin, pompa çalışma sürelerinin karar değişkenleri olarak ve pompa işletme maliyetlerinin minimizasyonu probleminin ele alınması ile Ormsbee ve Reddy (1995) tarafından yapılan çalışmada, su temin edecek pompalama sistemlerinin optimum kontrolünün gerçekleştirilmesi amaçlanmıştır. Amaca yönelik olarak kullanılan simülasyon modelinden elde edilen tahmin verileri bir sinir ağı ile eğitilmiş olup eğitilen verilerin genetik algoritma üzerinde kullanılmasıyla sistem kontrolünün optimizasyonu sağlanmıştır. Diğer yandan Kişi ve diğ. (2015)' nin gerçekleştirdikleri çalışmada ise üç farklı ufuk çizgisine göre oluşacak günlük göl seviyesinin önceden belirlenebilmesi amacıyla destek vektör makinesi ile tahmin sürecinde kullanılan modeldeki parametrelerin optimum değerlerinin belirlenebilmesi amacıyla kullanılan ateşböceği algoritmasının birleştirildiği çok aşamalı bir tahmin modeli geliştirilerek performansı, genetik algoritma ve yapay sinir ağları yöntemleri ile karşılaştırılmıştır. Sebaaly ve diğ. (2018) ise çok sayıda asfalt karışımına ait bilgileri içeren bir veri seti kullanarak genetik algoritma ile YSA' nın birleştirildiği bir model geliştirmiştir. Bu model ile aynı zamanda asfalt karışımındaki agrega miktarının optimize edilmesi ve bağlayıcı içeriğinin de minimizasyonunun amaçlandığı gerçek bir vaka çalışması gerçekleştirilmiştir.

3. MALZEME VE YÖNTEM

3.1. YAPILARIN DİNAMİK HAREKETİ

Çeşitli dinamik etkiler sonucunda yapının vermiş olduğu yer değiştirme, titreşim vb. gibi yapıya ve canlılara zarar verebilecek olumsuz etkilerin azaltılması önemli bir konudur. Özellikle deprem gibi zamana bağlı olarak değişken davranış gösteren dinamik bir kuvvetin yapıda oluşturacağı hasarların en aza indirilmesi ihtiyacı farklı sistemlerin yapılara eklenmesi zorunluluğunu oluşturmuştur.

Pasif kontrol sistemlerinden biri olan ayarlı kütle sönümleyicileri (TMD) bu tür olumsuz yapı tepkilerinin giderilmesinde veya azaltılmasında kullanılan ve (genel olarak) yapının üst kısımlarına konumlandırılan etkili sistemlerdir. Ancak TMD' lerin yapıda etkin bir biçimde çalışması veya istenmeyen durumların (TMD' nin yapıda ağır yük oluşturması vb.) önüne geçilmesi için çeşitli parametreleri ayarlanarak sistem performansının en üst düzeyde olması ve tepkilerin minimize edilmesi sağlanabilmektedir.

3.1.1. Dinamik Kuvvet, Yapı ve TMD Özelliklerinin Belirlenmesi

Uygulanan dış kuvvet veya yapının kendi serbest titreşiminden dolayı oluşan dinamik hareket esnasında yapıda meydana gelen hız, ivme ve bu yapının titreşme sonucu geçekleştirdiği ötelenme miktarı çeşitli yapısal özelliklere bağlı olarak değişebilmektedir. Diğer yandan bu özellikler, dinamik hareket sırasında yapının nasıl davranacağını belirleyen frekans, periyot vb. gibi bazı dinamik faktörleri de etkilemektedir.

- **Kütle:** Kütle ve atalet özelliklerini yansıtmaktadır.
- **Rijitlik katsayısı:** Yapının elastik kuvveti ile potansiyel enerji kapasitesini göstermektedir.
- **Sönüm katsayısı:** Yapının sürtünme özelliklerini ve enerji kaybını temsil etmektedir.
- **Deprem (zemin) ivmesi:** Yer (zemin) hareketine neden olan deprem kuvvetinin ivme değeridir.
- **Doğal açısal frekans:** Birim zamandaki titreşim sayısının radyan cinsinden değeridir (Bu değer 1 s' de yapılan titreşim ile taranan açı değerini göstermektedir). Yapının açısal frekansı Denklem (3.1); TMD' ninki ise (3.2) ile ifade edilmiştir:

$$\omega = \sqrt{\frac{k}{m}} \tag{3.1}$$

$$\omega_d = \sqrt{\frac{k_d}{m_d}} \tag{3.2}$$

- **Frekans:** 1 s' de yapılan titreşim sayısını ifade etmektedir.
- **Doğal periyot:** Yapının **s**önümsüz halde bir kez titreşim yapması için geçen süredir.

$$T_s = 2\pi f = \frac{2\pi}{\omega} \tag{3.3}$$

- **Sönüm oranı:** Yapının hiç titreşim yapmadığı durumdaki kritik sönüm miktarıdır. Yapının sönüm oranı Denklem (3.4); TMD' ninki ise (3.5) ile formülize edilmiştir:

$$\xi = \frac{c}{2m\omega} \tag{3.4}$$

$$\xi_d = \frac{c_d}{2m_d\omega_d} \tag{3.5}$$

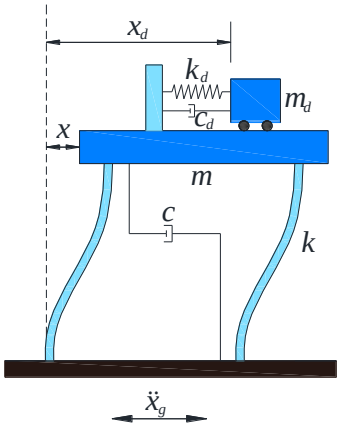
- **Yatay deplasman:** Yapının dinamik hareket ile/serbest olarak titreşmesi ile zamana bağlı olarak değişen yere göre yatay yönlü ötelenme miktarıdır.
- **Hız:** Yapının dinamik hareket ile/serbest olarak titreşmesi sonucuyla oluşan hızdır.
- **İvme:** Yapıda dinamik hareket/serbest titreşim oluşması sonucunda meydana gelen ivmedir.

Bu parametrelerin yapı ve kütle sönümleyicisi için gösterimi Tablo 3.1' de yer almaktadır:

Tablo 3.1: Yapı, TMD ve deprem kuvvetinin dinamik bileşenleri.

Bileşen	**Yapı**	**TMD**	**Deprem**
Kütle (kg)	m	m_d	
Rijitlik katsayısı (N/m)	k	k_d	
Sönüm katsayısı (Ns/m)	c	c_d	
Deprem (yer) ivmesi (m/s^2-g)			$\ddot{x}_g$
Doğal açısal frekans (rad/s)	ω	ω_d	
Frekans (1/s)	f	f_d	
Doğal periyot (s)	T_s	T_d	
Sönüm oranı	ξ	ξ_d	
Yatay deplasman (m)	x	x_d	
Hız (m/s)	$\dot{x}$	$\dot{x}_d$	
İvme (m/s^2)	$\ddot{x}$	$\ddot{x}_d$	

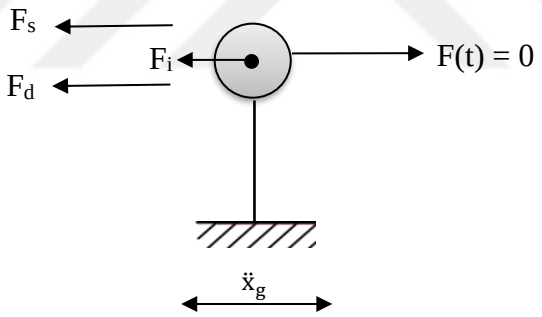
Tek serbestlik dereceli (sdof) bir yapı ve üzerinde yer alan bir TMD için Tablo 3.1' de özetlenen dinamik bileşenlerin gösterildiği Şekil 3.1, aşağıda yer almaktadır:



Şekil 3.1: Üzerinde TMD bulunan sdof yapı (Yucel ve diğ., 2019).

3.1.2. Dinamik Modelleme Yaklaşımına Göre Yapıya Etkiyen Kuvvetler

Dinamik modelleme yaklaşımına göre tek serbestlik dereceli sistemlerde yapı kütlesinin tek bir noktada toplanmış gibi davranış gösterdiği bilinmektedir (Civalek ve Çatal, 2004). Bu nedenle yapı hem kendi hem de dinamik etkiden kaynaklanan bir ivmeye sahip olmakta ve bu da üst yapıda ters yönlü bir kuvvet oluşturmaktadır. Oluşan kuvvetlerin yapıya etkime durumu Şekil 3.2' de gösterilmektedir:



Şekil 3.2: Tek serbestlik dereceli bir sistemin serbest cisim diyagramı.

- **Atalet Kuvveti:** Kütlenin kendi yapı ve konumunu koruma isteğinden kaynaklanan kuvvettir. $\ddot{x}_t$, oluşan deplasmanların zamana bağlı ikinci türevi olan ivmeye ($\ddot{x}$) ek olarak diğer dinamik ivmelerin toplamını belirtmek üzere oluşan kuvvetin denklemi şu şekildedir:

$$F_i = ma = m\ddot{x}_t \tag{3.6}$$

- **Sönüm Kuvveti:** Hareket esnasında yapının hızlanmasına karşın oluşan kuvvet olmak üzere $\dot{x}$, oluşan deplasmanların zamana bağlı birinci türevidir ve kuvvet denklemi:

$$F_d = cv = c\dot{x} \tag{3.7}$$

- **Rijitlik Kuvveti:** Yapı esnekliğinden kaynaklanan kuvvettir ve yapı titreşimi esnasında yapının eğilme, dönme gibi durumlara karşı direncini sağlamaktadır. x, oluşan deplasman değerlerini ifade etmek üzere kuvvet denklemi aşağıdaki gibidir:

$$F_s = kx \tag{3.8}$$

- **Deprem ivmesi:** $\ddot{x}_g$, her bir periyotta meydana gelen yer ivmesi değerleridir.

Şekil 3.2, serbest titreşim sırasında yapıda meydana gelebilecek kuvvetleri ve hangi yönde etkidiklerini göstermektedir. Yapının titreşmesiyle birlikte oluşacak kuvvetlerin denkliği için Denklem (3.9) yazılabilir.

$$F_i + F_d + F_s = F(t) \tag{3.9}$$

Kuvvetlerin karşılıkları eşitlikte yerlerine yazılarak Denklem (3.10) elde edilmektedir. Bu denklemde yer alan ivme ise yapıya etkiyen toplam ivmeyi belirttiğinden, hareket esnasında oluşan ivmeye ek olarak yer ivmesinin de eklenmesi gerekmektedir. Bu doğrutuda Denklem (3.11) dikkate alınarak hareket denkliği yeniden düzenlendiğinde Denklem (3.12) oluşmaktadır.

$$m\ddot{x}_t + c\dot{x} + kx = 0 \tag{3.10}$$

$$\ddot{x}_t = \ddot{x}_g + \ddot{x} \tag{3.11}$$

$$m\,(\ddot{x}_g + \ddot{x}\,) + c\dot{x} + kx = 0 \tag{3.12}$$

Sonuç olarak sdof bir yapı için hareket denkleminin son hali Denklem (3.13)' deki gibi olmaktadır.

$$m\ddot{x} + c\dot{x} + kx = -m\ddot{x}_g \tag{3.13}$$

Çok serbestlik dereceli (mdof) yapılar içinse hareket denkleminde yer alan yapının dinamik bileşenler matris formunda olmaktadır. Mdof yapılar için düzenlenen hareket denklemi ve TMD bileşenlerini de içeren matris formları sırasıyla Denklem (3.14), (3.15), (3.16), (3.17) ve (3.18)' de yer almaktadır (Matrislerde yer alan N, mdof yapının serbestlik derecesini belirtmektedir.).

$$M\ddot{x} + C\dot{x} + Kx = -M[1]\ddot{x}_g \tag{3.14}$$

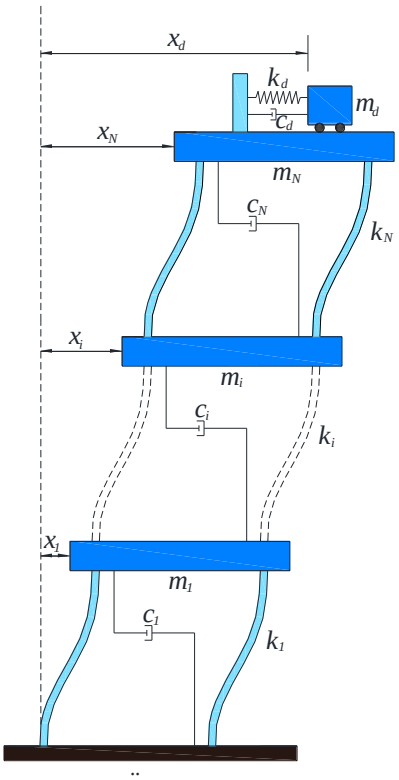
$$M = \begin{bmatrix} m_1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & m_2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & m_3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \ddots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & m_N & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & m_d \end{bmatrix} \tag{3.15}$$

$$C = \begin{bmatrix} c_1 + c_2 & -c_2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -c_2 & c_2 + c_3 & -c_3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -c_3 & c_3 + c_4 & -c_4 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -c_4 & \ddots & -c_N & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -c_N & c_N + c_d & -c_d \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -c_d & c_d \end{bmatrix} \tag{3.16}$$

$$K = \begin{bmatrix} k_1 + k_2 & -k_2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -k_2 & k_2 + k_3 & -k_3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -k_3 & k_3 + k_4 & -k_4 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -k_4 & \ddots & -k_N & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -k_N & k_N + k_d & -k_d \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -k_d & k_d \end{bmatrix} \tag{3.17}$$

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ \vdots \\ x_N \\ x_d \end{bmatrix} \tag{3.18}$$

Çok serbestlik dereceli (mdof) bir yapı ile üzerinde bulunan bir TMD için denklemlerde de ifade edilen dinamik bileşenlerin gösterildiği Şekil 3.3, aşağıda yer almaktadır:



Şekil 3.3: TMD içeren bir mdof yapı sistemi (Bekdaş ve Nigdeli, 2013).

3.2. OPTİMUM TMD PARAMETRELERİNİN BELİRLENMESİ

Herhangi bir dinamik hareket sırasında yapılarda meydana gelen titreşim ve dolayısıyla oluşan ötelenme, ivme vb. gibi durumlar zamana bağlı olarak değişmektedir. Yapı güvenliğini etkileyen bu tepkilerin kontrol edilerek azaltılabilmesi için kullanılan TMD' lerin bu amaçla optimum ayarlanması konusunda, tepkilerin frekansa bağlı olarak değişen (frequancy-domain) değerlerinden yararlanılmaktadır.

Yapılacak optimizasyonun amacına uygun şekilde istenilen parametreler optimum hale getirilebilmektedir. Bu uygulamada, ele alınan örnek yapıların ivme transfer fonksiyonunun (TF) minimizasyonu amaçlandığından TMD periyodu (T_d) ve sönüm oranı (ξ_d) gibi optimum TMD parametreleri aranmaktadır. Bu doğrultuda optimum değerlerin, 0.1-5 s aralığında değişkenlik gösteren periyotlara sahip sdof yapıların farklı kütle oranlarına göre belirlenmesi sağlanmıştır. Yapı periyotu ve kütle oranı için belirlenen değerler Tablo 3.2' de görülmektedir:

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

T_s (s)	0.1	0.3	0.5	0.7	1.0	1.5	2.0	3.0	4.0	5.0
μ	0.01	0.03	0.05	0.08	0.10	0.15	0.20	0.25	0.30	0.40

3.2.1. FPA Kurallarına Göre Matrislerin Oluşturulması

Optimizasyon sürecinde sdof yapılar için amaç fonksiyonu olarak ivme transfer fonksiyonunun (TF) minimizasyonunu; mdof yapılar içinse buna ek olarak dolaylı yoldan çeşitli yapı tepkilerinin azaltılmasını da sağlayacak optimum TMD parametrelerinin belirlenmesi amacıyla FPA kullanılmıştır.

İlk olarak başlangıç matrisinde yer alacak tasarım değişkenleri olan TMD periyotu ve sönüm oranı için belirlenen limitler (Denklem (3.19) ve (3.20)) dâhilinde rassal değerler atanmaktadır (Denklem (3.21) ve (3.22)):

$$0.5\,T_s < T_d < 1.5\,T_s \tag{3.19}$$

$$0.05 < \xi_d < 0.5 \tag{3.20}$$

$$T_d = 0.5\,T_s + \mathrm{rand}\,(T_s) \tag{3.21}$$

$$\xi_d = 0.05 + \mathrm{rand}\,(0.5 - 0.05) \tag{3.22}$$

Matrisin son elemanı olarak amaç fonksiyonu belirlenir. Bunun için transfer fonksiyonu, dış uyarım (deprem vb.) ile ana yapının titreşim sırasındaki tepkisinin Laplace dönüşümülerinin oranı olarak formülize edilmiştir. Bu bakımdan mdof bir yapı için bir önceki bölümde elde edilen hareket denkleminin Laplace dönüşümü alınarak denklemde gerekli kısımlara ωj yazıldığında TF, dış uyarıma bağlı olmamaktadır. TMD' li bir yapı için fonksiyon Denklem (3.25)' de belirtilmiştir:

$$\mathrm{TF}(\omega) = \begin{bmatrix} \mathrm{TF} \\ \mathrm{TF_d} \end{bmatrix} = [-\mathrm{M}\omega^2 + \mathrm{C}\omega\mathrm{j} + \mathrm{K}]^{-1}\mathrm{M}\omega^2[1] \tag{3.25}$$

Optimizasyonda hedeflenen asıl olarak TF' nin tepe değer genliğinin minimizasyonudur. Bir şiddet/güç olarak tanımlanan genliğin ifade edilebilmesi içinse öncelikle fonksiyonun birimi tanımlanmalıdır. Bunun için TF, 10 tabanında logaritma alınıp 20 ile çarpıldığında birimi desibel (dB) olarak belirlenir ve böylece amaç fonksiyonu f (TF) (Denklem (3.26)) şöyle ifade edilebilir:

$$f(\mathrm{TF}) = 20\log_{10}|\mathrm{maks}(\mathrm{TF})| \tag{3.26}$$

Başlangıç çiçek matrisinde tasarım değişkeni, kısıt ve amaç fonksiyonu değerleri aday çiçek elemanlarında vektörler (FV) şeklinde depolanmaktadır (Denklem (3.27)). Bu nedenle vektörlerin sayısı çiçek popülasyonu sayısına (nf) göre belirlenmektedir. Her bir aday vektör ise Denklem (3.28) ile oluşturulmaktadır:

$$\mathrm{FM} = [\mathrm{FV_1} \quad \mathrm{FV_2} \quad \mathrm{FV_3} \quad \cdots \quad \mathrm{FV_{nf}}] \tag{3.27}$$

$$\mathrm{FV} = \begin{bmatrix} \mathrm{T_d} \\ \xi_\mathrm{d} \\ \min f(\mathrm{TF}) \end{bmatrix} \tag{3.28}$$

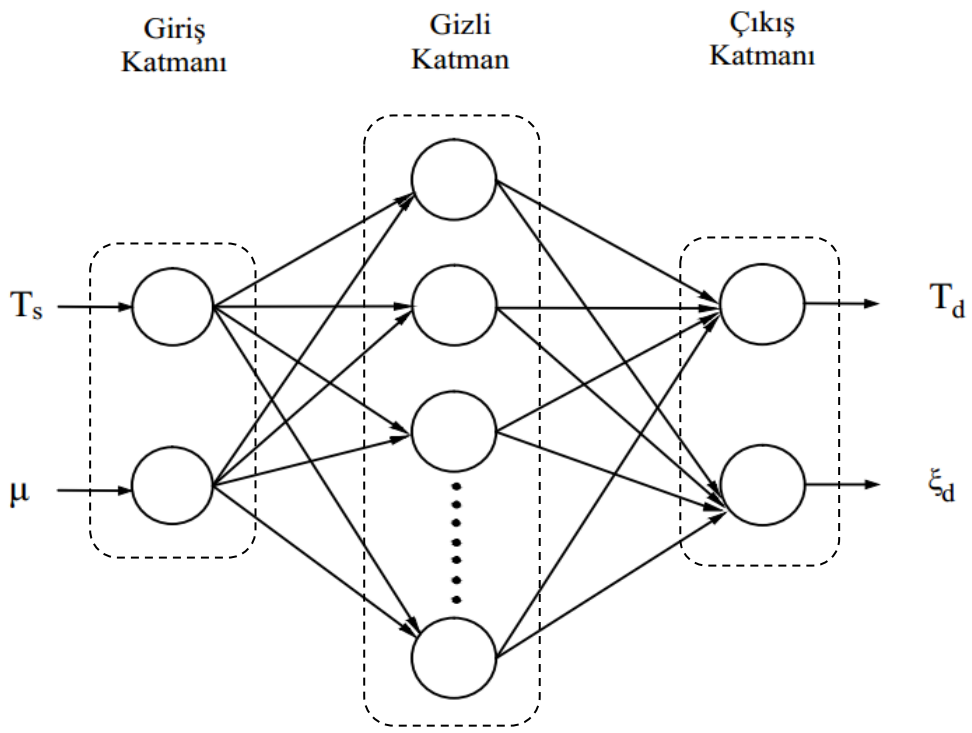
3.3. YSA İLE GELİŞTİRİLEN YAPAY ZEKÂ MODELİ

Yapay zekâ ve makine öğrenmesi yöntemlerinin sahip olduğu hızlı ve doğru sonuçlara yaklaşım yeteneği dolayısıyla optimizasyon süreci sonucunda sdof bir ana yapı için optimum TMD parametrelerinin elde edilmesi ve oluşturulacak yeni tasarımlar için bu değerlerin kolayca ve optimizasyonun gerektirdiği süreden daha kısa bir zaman içerisinde belirlenebilmesi için YSA tabanlı bir yapay zekâ modeli oluşturulmuştur. Bu süreç çeşitli aşamalarda gerçekleştirilmiş olup bu aşamalar aşağıdaki gibidir:

3.3.1. Modelin Oluşturulması ve YSA ile Eğitim ve Öğrenme Süreci

Bu aşamada tahmin yapısının oluşturulabilmesi için bir YSA modeli oluşturulmuştur. Bunun için daha önceki bölümde farklı yapı periyodu ve kütle oranları için belirlenen optimum TMD parametreleri kullanılarak bir veri seti hazırlanmıştır. Oluşturulan veri setinde yer alan yapı periyotu (T_s) ve kütle oranı (μ) giriş; optimum TMD parametreleri olan TMD periyodu (T_d) ve sönüm oranı ($\xi_{d,\,opt}$) ise tahmin edilmesi istenen çıkış verisi olarak belirlenmiştir.

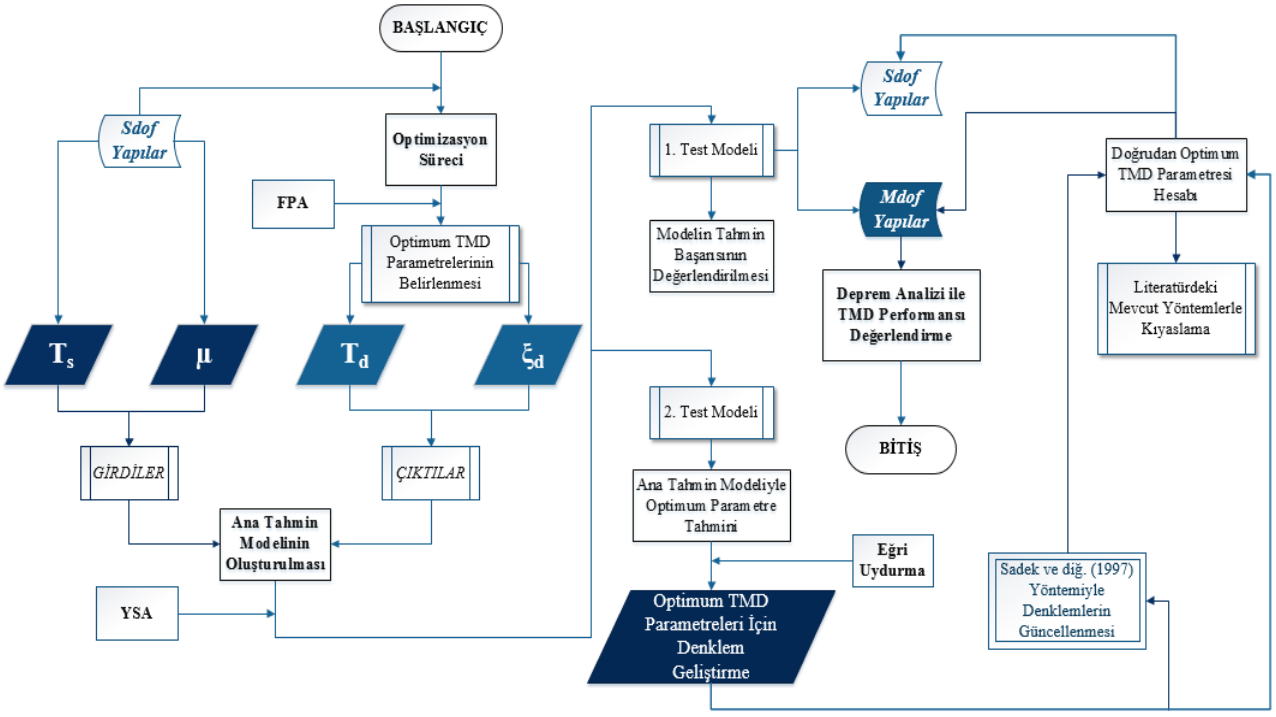
Toplamda yüz farklı kombinasyondan meydana gelen giriş-çıkış verisi, Matlab R2018a programının araç kutusunda yer alan YSA (*neural net fitting*) uygulaması ile eğitilmiştir. Eğitim için seçilen algoritma ise *trainlm* olarak ifade edilen Levenberg-Marquardt algoritmasıdır. Ayrıca eğitim-test kombinasyonunun sağlanarak tahmin doğruluğunun artırılabilmesi amacıyla gerçekleştirilen çapraz geçerlilik (*cross validation*) için de verilerin % 70' i eğitim, % 15' i doğrulama (eğitim sonucunun doğruluğunun ve geçerliliğinin belirlenmesi) ve % 15' i test için ayrılmıştır. Sonuç olarak oluşan YSA eğitim yapısı ikişer düğümden oluşan birer giriş ve çıkış katmanının yanısıra on düğümden oluşan bir de gizli katmana sahip olmuştur. YSA ağ modelinin temsili bir gösterimi Şekil 3.4' de gösterilmiştir:



Şekil 3.4: Optimum tasarım değişkenlerinin tahmini için kurulan YSA yapısı.

4. BULGULAR

Bu bölümde ilk olarak, optimum tasarım değerlerinin elde edilmesi sonucunda iki giriş ve iki çıkış biriminden oluşan bir veri setiyle tahmin modeli oluşturulmuştur. Verilerin YSA ile eğitilmesi sonucunda ağ başarısı ve tahmin performansının değerlendirilmesiyle eğitim verisinde yer almayan ve rassal olarak belirlenmiş, on adet yeni yapı periyotu-kütle oranı giriş verisi çifti içeren bir test modeli için elde edilen ağ modelinde TMD' nin optimum sönüm oranı ve periyotunun tahmin edilmesi sağlanmıştır. Bu sayede, elde edilen optimum parametrelerle transfer fonksiyonun hesabı da mümkün olmuştur. Ardından yeni bir model oluşturularak ana tahmin modeliyle elde edilen değerler, TMD parametreleri için çeşitli denklemlerin türetilmesinde kullanılmış olup bu denklemler ile test modeli için hesaplanan sonuçlar literatürde önerilen farklı yöntemler ile karşılaştırılmıştır. Son olarak geliştirilen denklemlerin mdof yapılar için güncellenmesi sayesinde optimum TMD tasarımları belirlenerek denklemlerin çeşitli yapı tepkilerinin azaltılmasındaki performansı değerlendirilmiştir. Bu süreç Şekil 4.1' de yer alan akış diyagramı vasıtasıyla özetlenmiştir:



Şekil 4.1: Yeni tasarımlar için optimum tasarım değerlerini belirleme süreci.

4.1. YENİ MODELLER İÇİN OPTİMUM DEĞERLERİN TAHMİNİ

Bu bölümde çok sayıda eğitim verisiyle YSA tabanlı bir eğitim ve tahmin modeli geliştirilerek, yeni modeller için optimum tasarım parametrelerinin belirlenmesi sağlanmıştır.

4.1.1. Ana Modelin YSA ve Optimizasyon Sonuçlarının Değerlendirilmesi

Optimizasyon sürecinde sdof yapılar için optimum TMD parametrelerinin hesaplanması ile oluşturulan ve YSA modelinde eğitilmek üzere girdi olarak bina periyodu ve kütle oranı; çıktı olarak ise optimum TMD periyotu ve sönüm oranından oluşan veri seti EK-1' de yer almaktadır. Verilerin ağ yapısında eğitilmesi sonucunda ortaya çıkan tahmini optimum değerlerle gerçek optimizasyon sonuçları arasındaki hata miktarları da çeşitli hata göstergeleri ile belirtilmiş olup EK-2' de gösterilmiştir.

4.1.2. Yeni Modellere Ait YSA ve Optimizasyon Sonuçlarının Karşılaştırılması

Gerçekleştirilen eğitim sonrasında YSA modelinin tahmin başarısını değerlendirmek amacıyla rassal olarak belirlenen on farklı yeni tasarım çifti için optimum değerlerin tahmini gerçekleştirilmiştir. Elde edilen tahmin sonuçlarıyla amaç fonksiyonunun hesabı yapılarak sonuçlar, FPA yöntemiyle belirlenen optimum sonuçlarla karşılaştırılmıştır. Böylece modelin performansının değerlendirilebileceği hata miktarı da belirlenmiştir. Tüm bu sonuçlar Tablo 4.1' de yer almaktadır:

Tablo 4.1: Yeni modeller için optimum tasarım değişkeni tahmininde YSA-FPA kıyaslaması.

T_s (s)	μ	YSA Modeli			FPA			Hata Miktarı (%)		
		T_d (s)	$\xi_{d,\,opt}$	f (TF) (dB)	T_d (s)	$\xi_{d,\,opt}$	f (TF) (dB)	T_d (s)	$\xi_{d,\,opt}$	f (TF) (dB)
1.750	0.030	1.7913	0.1104	13.5661	1.7904	0.1095	13.5447	0.0503	0.8222	0.1580
0.200	0.180	0.2266	0.2482	8.6806	0.2266	0.2478	8.6791	0.0147	0.1688	0.0179
0.100	0.065	0.1072	0.1623	12.0867	0.1049	0.1594	11.5984	2.2354	1.8230	**4.2102**
0.600	0.080	0.6394	0.1753	11.1307	0.6358	0.1705	11.0224	0.5534	2.8398	0.9824
2.300	0.100	2.4720	0.1896	10.3816	2.4668	0.1881	10.3377	0.2121	0.7968	0.4241
1.000	0.015	1.0117	0.0811	15.1436	1.0100	0.0836	15.0958	0.1691	2.9439	0.3164
3.500	0.200	4.0067	0.2495	8.3188	4.0001	0.2603	8.2997	0.1639	4.1322	0.2296
0.150	0.250	0.1787	0.2855	7.7992	0.1774	0.2837	7.7091	0.7372	0.6206	1.1685
0.280	0.400	0.3585	0.3349	6.3972	0.3360	0.3280	6.3404	**6.7027**	2.1077	0.8944
5.000	0.035	5.1272	0.1140	12.8309	5.0779	0.1084	12.7371	0.9718	**5.1459**	0.7367
						Ortalama (MAPE)		***1.1811***	***2.1401***	***0.9138***

Tasarım değişkenleri ve amaç fonksiyonu açısından YSA tahminleri, test modelinin genelinde başarılı sonuçlar vermiştir. Sonuçlar incelendiğinde optimum TMD periyodu için FPA' nın belirlediği ve YSA' nın öngördüğü sonuçlar arasındaki en büyük hata miktarının % 6.7 olduğu görülmektedir. Bu durumda tahmin edilen ve optimum periyot arasındaki fark sadece 0.0225 saniyedir. Bu tasarım çifti için amaç fonksiyonu değerleri arasındaki hata miktarı ise % 0.89' dur.

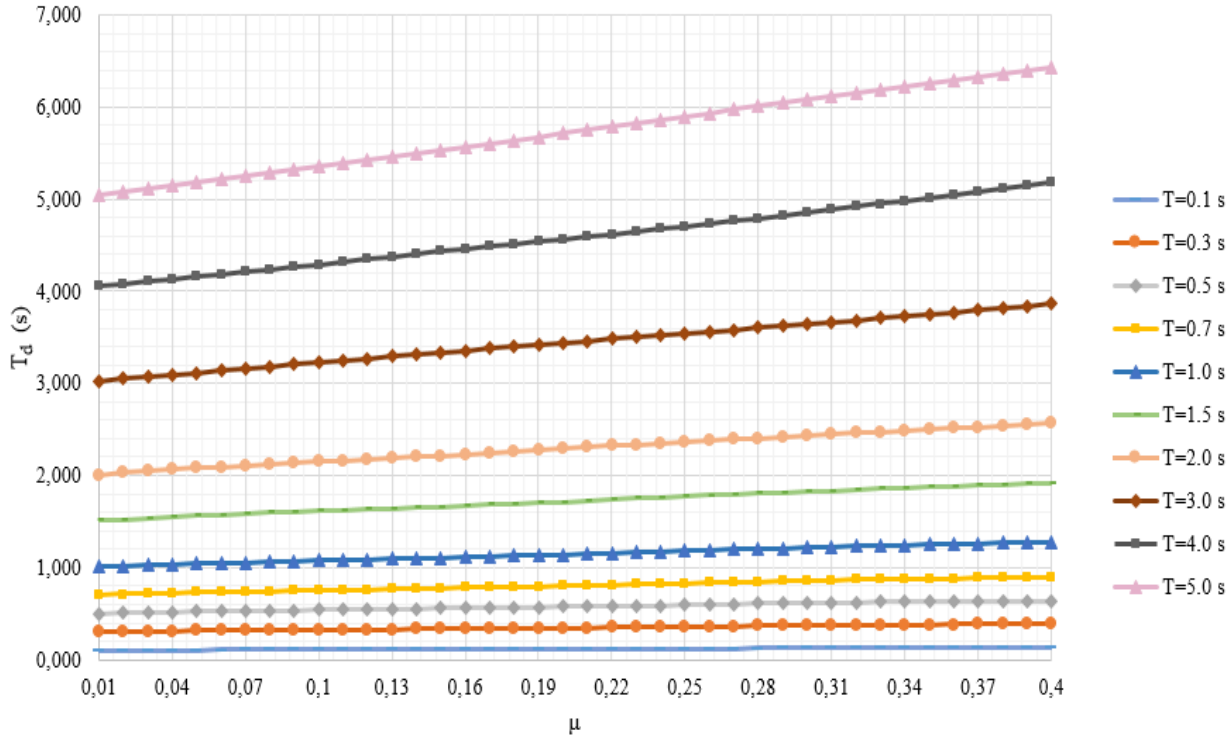
Sönüm oranları arasındaki maksimum fark ise yaklaşık olarak % 5.15' dir. Bu tasarım çifti için YSA' nın tahmin ettiği optimum değer ile optimum FPA sonucu arasındaki fark ise son derece küçük bir değer olup 0.0056' dır. Yine bu örnek için amaç fonksiyonu için tahmin ve optimizasyon sonuçları arasındaki hata miktarı ise % 0.7367 olarak elde edilmiştir.

Amaç fonksiyonu olan *f* (TF) değerinde gözlemlenen maksimum hata payı ise % 4.21 ile yapı periyotu 0.1 s ve kütle oranı 0.065 olan tasarım çiftinde gözlemlenmiştir. Bu oran sayısal olarak ise 0.4883 dB' lik bir fark oluşturmaktadır.

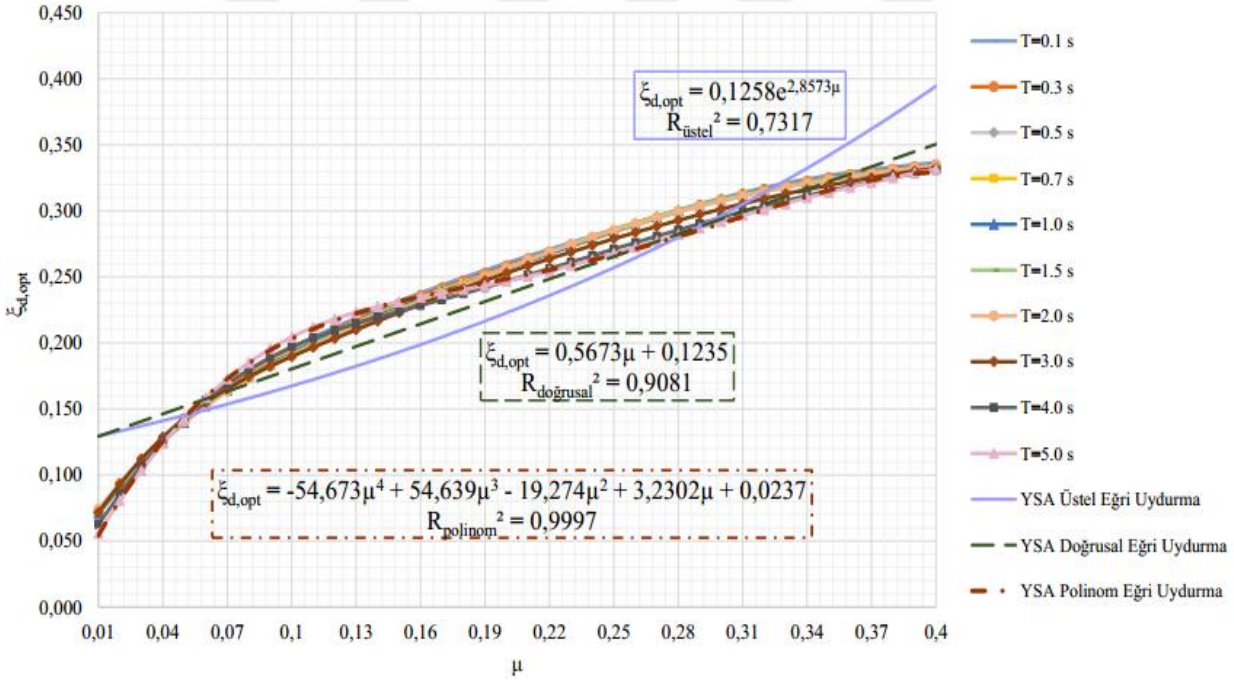
4.2. YSA MODELİNİN BELİRLEDİĞİ OPTİMUM PARAMETRELERLE DENKLEM GELİŞTİRME

Başlangıçta oluşturulan YSA modelinin tahmin başarısının değerlendirilmesi ve gözlemlenen hata oranlarının oldukça düşük olması sebebiyle ilk modelde kullanılan her bir yapı periyotu için 0.01-0.4 aralığında 0.01 oranında artış gösteren kütle oranlarından oluşan bir test modeli için bu YSA eğitim modeliyle elde edilen tahmin sonuçları kullanılarak çeşitli grafik ve denklemler elde edilmiştir. Bu grafikler üzerinden eğri uydurması (*curve fitting*) yöntemi kullanılarak TMD periyotu (T_d), optimum TMD sönüm oranı ($\xi_{d,\,opt}$) ve TMD frekans oranıyla (f_{opt}) kütle oranı arasında çeşitli denklemler geliştirilmiş olup bu denklemler sdof ve mdof yapılar için test edilmiştir. Ayrıca denklemlerin mdof yapılar için sınanması amacıyla Sadek ve diğ. (1997)' nin idealleştirme yönteminden yararlanılmıştır.

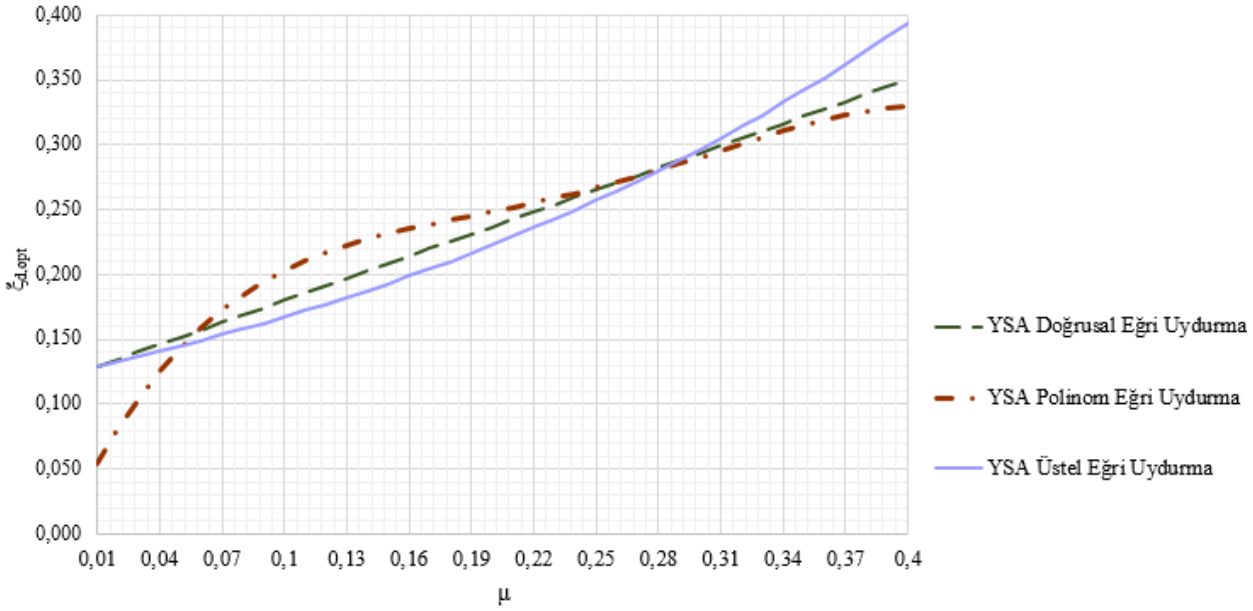
Tek serbestlik dereceli (sdof) yapılar için oluşturulan ve çeşitli yapı periyotu değerleri için optimum TMD periyotunun (T_d) farklı kütle oranlarına (μ) göre değişimini gösteren grafik Şekil 4.2, bu durumu optimum sönüm oranı ($\xi_{d,\,opt}$) ve kütle oranı için yansıtan grafik Şekil 4.3' de, optimum sönüm oranının kütle oranına göre olan değişimini yansıtan üç farklı eğri uydurma grafiği ise Şekil 4.4' de gösterilmiştir:



Şekil 4.2: YSA tahminleri ile TMD periyotu-kütle oranı arasındaki ilişki.

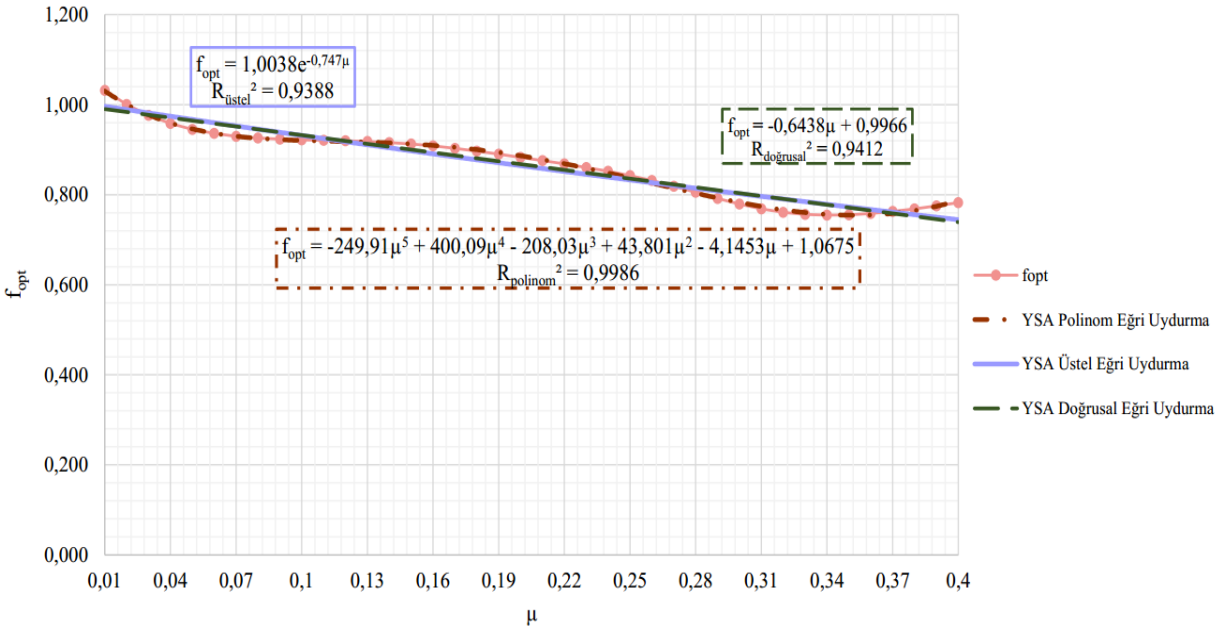


Şekil 4.3: YSA tahminleri ile TMD sönüm oranı-kütle oranı arasındaki ilişki.



Şekil 4.4: TMD sönüm oranı-kütle oranı grafiği için eğri uydurma.

Diğer yandan literatürdeki mevcut yöntemler tarafından optimum TMD sönüm oranı ve optimum frekans oranı için önerilen eşitlikler ile karşılaştırma yapılabilmesi amacıyla optimum frekans oranı-kütle oranı ilişkisini yansıtan bir grafik de Şekil 4.5' de sunulmuştur.



Şekil 4.5: TMD frekans oranı-kütle oranı ilişkisi ve eğri uydurma.

Sönüm oranı için elde edilen grafik incelendiğinde T_s = 5 s için elde edilen eğrinin diğer yapı periyotlarına nazaran daha çok değişkenlik gösterdiği görülmektedir. Bu nedenle sönüm oranı için geliştirilecek basitleştirilmiş denklem için kullanılacak olan eğri de T_s = 5 s eğrisi olup ve

bu eğri temel alınarak eğri uydurma işlemi yapılmıştır. Diğer yandan yapı periyodunun optimum f_{opt} üzerinde sınırlı bir etkisi vardır, ancak f_{opt} T_s = 0.1 s yapı periyotunda en yüksek değerleri almıştır ve bu nedenle eğri uydurma T_s = 0.1 s dikkate alınarak gerçekleştirilmiştir.

TMD parametrelerinin optimum değerlerinin istenen kütle oranına göre hesaplanabilmesini sağlayacak denklemler, grafikler üzerinde yapılan üç farklı eğri uydurma işlemi sonucunda belirlenmiştir. Bunlar lineer, polinom ve üstel denklemler olmak üzere optimum $\xi_{d,\ opt}$ ve f_{opt} için lineer eşitlikler, Denklem (4.1) ve (4.2)' de sırasıyla verilmiştir.

$$\xi_{d,\ opt} = 0.5673\mu + 0.1235 \tag{4.1}$$

$$f_{opt} = -0.6438\mu + 0.9966 \tag{4.2}$$

Bu parametreler için daha iyi sonuçlar elde edilebilmesi açısından eğri uydurmanın da daha uygun yapılarak bir denklem geliştirilmesi amacıyla polinom denklemleri belirlenmiştir. Bu denklemler f_{opt} için kütle oranına bağlı beşinci; $\xi_{d,\ opt}$ içinse dördüncü dereceden bir polinom denklemi olarak tasarlanmıştır (Denklem (4.3) ve (4.4)).

$$\xi_{d,opt} = -54.673\mu^4 + 54.639\mu^3 - 19.274\mu^2 + 3.2302\mu + 0.0237 \tag{4.3}$$

$$f_{opt} = -249.91\mu^5 + 400.09\mu^4 - 208.03\mu^3 + 43.801\mu^2 - 4.1453\mu + 1.0675 \tag{4.4}$$

Son olarak diğer denklemlerle karşılaştırma yapılabilmesi açısından üstel denklemler geliştirilmiştir. f_{opt} ve $\xi_{d,\ opt}$ için üstel denklemler sırasıyla Denklem (4.5) ve (4.6)' da belirtilmiştir.

$$\xi_{d,opt} = 1.1258e^{2.8573\mu} \tag{4.5}$$

$$f_{opt} = 1.0038e^{-0.747\mu} \tag{4.6}$$

4.2.1. Yeni Modeller İçin Mevcut Metotlarla YSA Denklemlerinin Karşılaştırılması

Bu bölümde YSA eğitim modeli ile belirlenmiş olan optimum tahmin değerleri yardımıyla geliştirilen basitleştirilmiş denklemler ve literatürde kullanılan mevcut yöntemler karşılaştırılmıştır. Bu amaçla dört farklı yöntem ve üç farklı yapıda geliştirilmiş olan denklemler vasıtasıyla TMD parametreleri (f_{opt} ve $\xi_{d,\ opt}$) için optimum değerler ve bu değerlerle de minimum transfer fonksiyonu (f (TF)) hesabı yapılmıştır. Literatürdeki yöntemler ve TMD' nin optimum parametreleri için ifade ettikleri denklemler ise Tablo 4.2' de belirtilmiştir.

Tablo 4.2: YSA ile geliştirilen denklemlerle karşılaştırılan mevcut yöntemler.

Yöntem	$\mathbf{f_{opt} = \frac{\omega_{d,opt}}{\omega}}$	$\mathbf{\xi_{d,opt} = \frac{c_{d,opt}}{2 m_d \omega_{d,opt}}}$
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)	$\frac{1}{(1+\mu)}\left[1-\xi\sqrt{\frac{\mu}{(1+\mu)}}\right]$	$\frac{\xi}{1+\mu}+\sqrt{\frac{\mu}{(1+\mu)}}$
Leung ve Zhang (2009)	$\frac{\sqrt{1-(\mu/2)}}{(1+\mu)}+(-4.9453+20.2319\sqrt{\mu}-37.9419\,\mu)\sqrt{\mu\xi}+(-4.8287+25.0000\sqrt{\mu})\sqrt{\mu}\,\xi^2$	$\sqrt{\frac{\mu\,(1-\mu/4)}{4\,(1+\mu)(1-\mu/2)}}-5.3024\,\xi^2\mu$

4.2.1.1. Sdof Yapılar

Tablo 4.1' de yer alan sdof yapılar için YSA eğitim modeliyle yapılan tahminler aynı zamanda elde edilen basitleştirilmiş denklemler yardımıyla da hesaplanmıştır. Aynı zamanda optimum TMD parametreleri Tablo 4.2' de belirtilen mevcut yöntemlerin sunduğu denklemler vasıtasıyla da hesaplanarak eğri denklemlerinin sonuçlarıyla karşılaştırılmıştır. Mevcut yöntemlerden bazılarının belirttiği denklemlerde yer alan yapının doğal içsel sönüm oranı (ξ) ise % 5 olarak belirlenmiştir. Geliştirilen denklemler ve mevcut yöntemlerle hesaplanan minimum amaç fonksiyonu Tablo 4.3, optimum TMD sönüm oranı Tablo 4.4 ve frekans oranı değerleri ise Tablo 4.5' de yer almaktadır:

Tablo 4.3: Sdof yapılar için amaç fonksiyonu değerleri.

		Den Hartog (1947)	**Warburton (1982)**	**Sadek ve diğ. (1997)**	**Leung ve Zhang (2009)**	**Lineer eğri denklemi**	**Polinomal eğri denklemi**	**Üstel eğri denklemi**
T_s (s)	**μ**				***f* (TF)**			
1.750	0.030	14.0587	14.2548	15.5528	14.9337	13.8870	13.5955	13.9493
0.200	0.180	9.6945	10.4208	10.9300	11.7059	8.7949	9.2198	8.9605
0.100	0.065	12.2607	12.6500	13.7799	13.3847	11.6518	12.0725	11.7025
0.600	0.080	11.7440	12.1871	13.2353	12.9593	11.0765	11.4098	11.1279
2.300	0.100	11.1464	11.6711	12.5920	12.5186	10.3910	10.5839	10.4817
1.000	0.015	15.4922	15.6105	16.8852	16.2817	16.1544	16.2026	16.1755
3.500	0.200	9.3472	10.1937	10.6105	11.5010	8.4678	8.6709	8.6402
0.150	0.250	8.8661	9.7376	9.9223	11.6586	7.9227	7.8941	8.0130
0.280	0.400	7.7161	8.8354	8.4328	12.8164	6.8316	6.5578	6.7719
5.000	0.035	13.3659	13.4803	14.7582	13.7873	13.3798	12.9310	13.3688

Tablo 4.4: Sdof yapılar için optimum sönüm oranı sonuçları.

		Den Hartog (1947)	Warburton (1982)	Sadek ve diğ. (1997)	Leung ve Zhang (2009)	Lineer eğri denklemi	Polinomal eğri denklemi	Üstel eğri denklemi
T_s (s)	μ				$\xi_{d,opt}$			
1.750	0.030	0.0853	0.0857	0.2192	0.0853	0.1405	0.1047	0.1371
0.200	0.180	0.1953	0.2001	0.4329	0.1977	0.2256	0.2419	0.2104
0.100	0.065	0.1235	0.1246	0.2940	0.1237	0.1604	0.1663	0.1515
0.600	0.080	0.1361	0.1375	0.3185	0.1364	0.1689	0.1845	0.1581
2.300	0.100	0.1508	0.1527	0.3470	0.1514	0.1802	0.2032	0.1674
1.000	0.015	0.0608	0.0609	0.1708	0.0607	0.1320	0.0680	0.1313
3.500	0.200	0.2041	0.2097	0.4499	0.2071	0.2370	0.2484	0.2228
0.150	0.250	0.2236	0.2315	0.4872	0.2281	0.2653	0.2668	0.2570
0.280	0.400	0.2673	0.2835	0.5702	0.2782	0.3504	0.3292	0.3945
5.000	0.035	0.0919	0.0924	0.2322	0.0919	0.1434	0.1154	0.1390

Tablo 4.5: Sdof yapılar için optimum frekans oranı sonuçları.

		Den Hartog (1947)	Warburton (1982)	Sadek ve diğ. (1997)	Leung ve Zhang (2009)	Lineer eğri denklemi	Polinomal eğri denklemi	Üstel eğri denklemi
T_s (s)	μ				f_{opt}			
1.750	0.030	0.9709	0.9636	0.9626	0.9410	0.9773	0.9773	0.9816
0.200	0.180	0.8475	0.8084	0.8309	0.7469	0.8807	0.9000	0.8775
0.100	0.065	0.9390	0.9236	0.9274	0.8958	0.9548	0.9328	0.9562
0.600	0.080	0.9259	0.9072	0.9133	0.8769	0.9451	0.9253	0.9456
2.300	0.100	0.9091	0.8861	0.8954	0.8515	0.9322	0.9205	0.9315
1.000	0.015	0.9852	0.9815	0.9792	0.9624	0.9869	1.0145	0.9926
3.500	0.200	0.8333	0.7906	0.8163	0.7197	0.8678	0.8864	0.8645
0.150	0.250	0.8000	0.7483	0.7821	0.6500	0.8357	0.8371	0.8328
0.280	0.400	0.7143	0.6389	0.6952	0.4246	0.7391	0.7868	0.7445
5.000	0.035	0.9662	0.9577	0.9573	0.9343	0.9741	0.9677	0.9779

Bu sonuçlara göre YSA modeliyle geliştirilen üç eğri denklemi de Tablo 4.4 ve 4.5' de görülen optimum parametre sonuçları için amaç fonksiyonunun minimizasyonunda mevcut yöntemlerden daha iyi bir performans sergilemiştir. Bu denklemlerden en iyi sonucu veren ise polinomal eğri denklemi olarak görülmüştür. Bunun nedeni ise hem eğri denklemiyle elde edilen optimum sonuçların uygunluğu (minimizasyon açısından) hem de YSA tahminlerinin yansıttığı davranışa en iyi uyum gösteren eğri yapısına (R^2 değerine göre) sahip olmasıdır.

4.2.1.2. Mdof Yapılar

Bir önceki bölümde sdof yapılar için geliştirilmiş olan denklemler ile literatürdeki mevcut ifadeler yapının tek bir titreşim modunu ve frekansını/periyodunu dikkate almaktadır. Ancak denklemlerin mdof bir yapıya, yapının ilk mod şekli ve kütle oranındaki modal kütle değeri dikkate alınarak uygulanması mümkündür. Bu amaçla denklemler üzerinde çeşitli dönüşümler yapılarak mdof yapılar için uygulanabilir hale getirilmiştir.

Mdof yapılar için denklemlerin dönüştürülmesinde ise Sadek ve diğ. (1997) tarafından önerilen bir yöntem uygulanmıştır. Bu uygulama sdof yapılar için önerilen ve geliştirilen denklemlerin farklılaştırılmasına yöneliktir.

Bunun için öncelikle Denklem (4.7)' de belirtilen birim modal katılım faktörü (Γ_i) ifadesinde kullanılmak üzere birinci mod şekli (Denklem (4.8)) ve modal kütle (Denklem (4.9)) belirlenmelidir. Denklemde yer alan ϕ_i^T, i. mod şekli vektörünün transpozesi; M_i ise modal kütlesidir.

$$\Gamma_i = \frac{\phi_i^T M \{1\}}{M_i} \tag{4.7}$$

$$\det\ (K - M\omega_i^2)\,\phi_i = 0 \tag{4.8}$$

$$M_i = \phi_i^T M\,\phi_i \tag{4.9}$$

Diğer yandan bu yönteme göre kütle oranında da yapının kütlesi olarak birinci modal kütle kullanılmaktadır (Denklem (4.10)).

$$\mu = \frac{m_d}{M_1} \tag{4.10}$$

Bu dönüşümler kullanılarak daha önce sdof yapılar için geliştirilen basitleştirilmiş deklemler Denklem (4.7)' de belirtilen mod şekli (ϕ) parametresiyle güncellenmektedir. Ancak yapılan her iki uygulamada da TMD' nin, yapının en üst seviyesine konumlandırılmasından dolayı bu parametre, ilk mod şeklinde TMD' nin bulunduğu katın yani en üst katın değeri olarak alınmıştır.

Mdof bir yapı için, TMD parametrelerinden optimum frekans oranının (f_{opt}) belirlenmesi için geliştirilen denklemde yer alan kütle oranı ifadesi, $\phi\mu$ olarak alınmaktadır. Optimum sönüm

oranı olan $\xi_{d,\,opt}$ değeriyse, denklemler ile elde edilen değerin ϕ katı olarak alınmaktadır. Bu dönüşümler literatürdeki mevcut denklemler ve YSA modeli ile geliştirilen tüm denklemler için gerçekleştirilmiştir.

Dönüşümlerin ardından gerçekleştirilen uygulamalarda Şekil 3.3' de temsili olarak gösterildiği gibi on ve kırk katlı iki farklı mdof yapısı ele alınmıştır. Bu yapılar için öncelikle, güncellenmiş denklemler yardımıyla TMD parametrelerinin optimum değerleri belirlenmiştir. Ardından elde edilen değerler, yapının birinci (x_1) ve en üst kat yer değiştirme değeri (x_{10}, x_{40}), ivmesi (a) ve TMD kol/yay uzama kapasitesinin hesaplanması amacıyla FEMA P-695 (2009)' de yer alan geçmişte yaşanmış belirli sayıda deprem kaydı, uzak alan yer hareketi olarak kullanılarak zaman-alan analizleri üzerinde test edilmiştir.

Uygulamalarda kullanılan deprem kayıtlarına ait çeşitli bilgiler Tablo 4.6' da verilmiştir:

Tablo 4.6: Geliştirilmiş denklemlerin test edilmesi için kullanılan deprem kayıtları.

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

i. 10 katlı yapı örneği

Mdof yapılar için gerçekleştirilen ilk uygulamada ele alınan on katlı yapı örneğinin her bir katının kütlesi (m) 360 ton, rijitlik katsayısı (k) 650 MN/m ve sönüm katsayısı (c) ise 6.2 MNs/m olup (Singh ve diğ., 2002), bu yapı için optimum TMD parametreleri % 5 ve % 20 olmak üzere iki farklı kütle oranına göre tahmin edilmiştir.

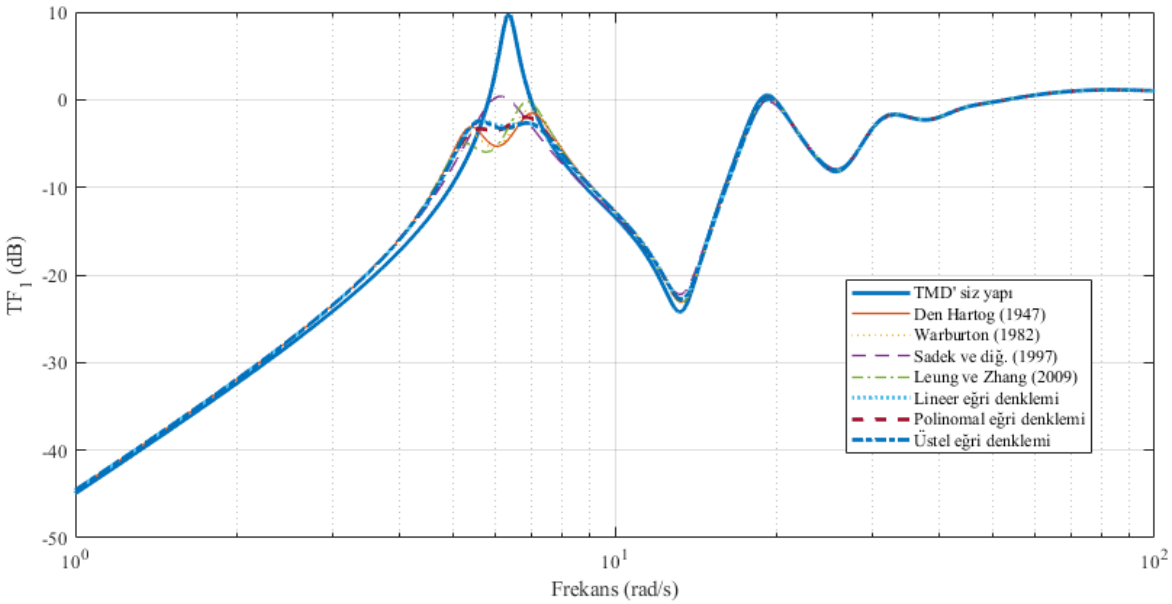
Bu yapı için kritik periyot 1 s ve birinci modal kütle 3052.53 ton olarak elde edilmiştir (TMD' nin bulunduğu kata ait birinci mod şekli vektöründeki değer 1.267 olarak hesaplanmıştır). Geliştirilen denklemlerle yapının ilk katı için maksimum ivme transfer fonksiyonu değeri, ilk iki doğal frekansta 9.677 dB olarak elde edilmiştir. Diğer yandan yapı tarafından maksimum tepkilerin verildiği kritik deprem kaydı ve bileşeni ise Düzce depreminin ikinci bileşeni olan DUZCE/BOL090' nın olduğu gözlemlenmiştir. Bu deprem kaydında yapının ilk katının maksimum yer değiştirmesi (x_1) 0.0585 m ve onuncu yani en üst katın yer değiştirmesi (x_{10}) 0.4104 m olup maksimum ivme (a) ise 19.2864 m/s^2 olarak bulunmuştur.

Diğer adım ise yapı tarafından, kritik deprem kaydında verilen tepkilerin azaltılması amacıyla optimum TMD tasarımına yöneliktir. Bu amaçla on katlı yapı örneği için % 5 kütle oranı kullanılarak gerçekleştirilen analizler sonucunda elde edilen maksimum yapı tepkileri ve optimum TMD parametrelerinin değerleri, Tablo 4.7' de yer almaktadır.

Tablo 4.7: TMD eklenen 10 katlı yapı için optimum sonuçlar ve maksimum yapı tepkileri (μ=0.05).

	Den Hartog (1947)	**Warburton (1982)**	**Sadek ve diğ. (1997)**	**Leung ve Zhang (2009)**	**Lineer eğri denklemi**	**Polinomal eğri denklemi**	**Üstel eğri denklemi**
m_d (t)	152.627	152.627	152.627	152.627	152.627	152.627	152.627
T_d (s)	1.052	1.069	1.065	1.102	1.035	1.059	1.033
k_d (MN/m)	5.444	5.272	5.312	4.963	5.624	5.370	5.643
$\xi_{d,\,opt}$ (%)	13.827	13.916	33.690	13.832	19.246	18.188	18.391
c_d (MNs/m)	0.252	0.250	0.607	0.241	0.357	0.329	0.341
TF (dB)	-1.541	-1.084	0.378	-0.181	-2.405	-1.974	-2.432
x_{10} (m)	0.304	0.304	0.333	0.305	0.312	0.311	0.311
x_1 (m)	0.046	0.046	0.047	0.046	0.045	0.045	0.045
a (m/s^2)	15.164	15.296	15.526	15.551	15.157	15.284	15.128
TMD Kol uzama kapasitesi	2.891	2.955	1.664	3.084	2.387	2.545	2.442

Bu kütle oranı için saniyede 0-100 radyan titreşim arasında değişen frekans değerleri için yapıda TMD bulunmadığı durumdaki, mevcut yöntemler ve YSA ile geliştirilen denklemlerle hesaplanan transfer fonksiyonu değerlerinin yer aldığı grafik ise Şekil 4.6' da gösterilmiştir.

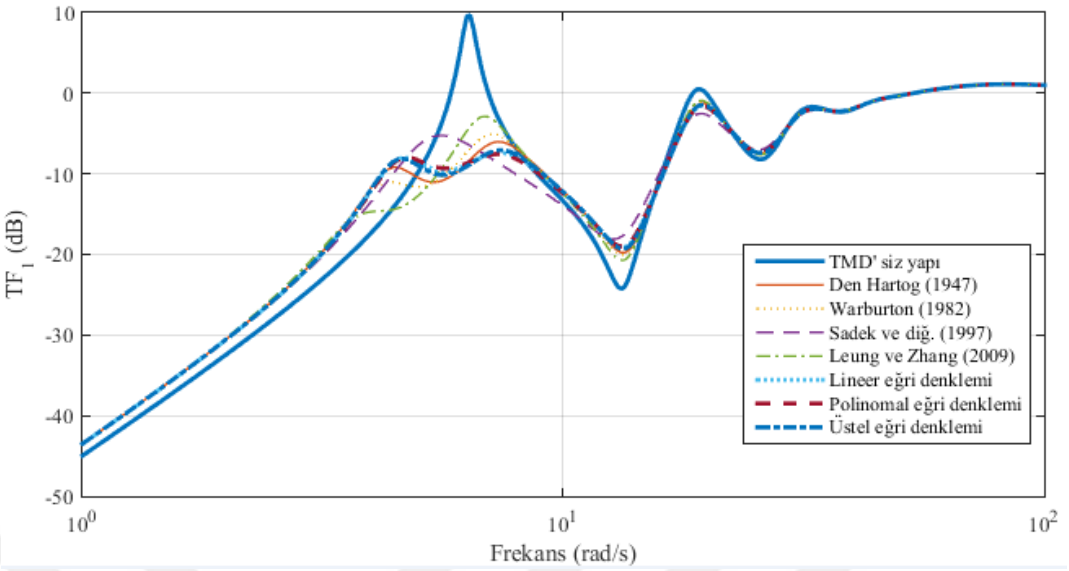


Şekil 4.6: 10 katlı yapı örneği için ilk katın ivme transfer fonksiyon grafiği (μ=0.05).

Diğer yandan Tablo 4.8' de % 20 kütle oranı için belirlenen optimum TMD parametreleri ile maksimum yapı tepkileri; Şekil 4.7' de ise ilk kata ait transfer fonksiyonu grafiği yer almaktadır.

Tablo 4.8: TMD eklenen 10 katlı yapı için optimum sonuçlar ve maksimum yapı tepkileri (μ=0.20).

	Den Hartog (1947)	Warburton (1982)	Sadek ve diğ. (1997)	Leung ve Zhang (2009)	Lineer eğri denklemi	Polinomal eğri denklemi	Üstel eğri denklemi
m_d (t)	610.506	610.506	610.506	610.506	610.506	610.506	610.506
T_d (s)	1.240	1.327	1.269	1.534	1.187	1.187	1.191
k_d (MN/m)	15.672	13.686	14.975	10.248	17.103	17.092	16.990
$\xi_{d,\,opt}$ (%)	25.869	26.578	57.018	26.242	30.030	31.482	28.232
c_d (MNs/m)	1.600	1.536	3.448	1.313	1.941	2.034	1.819
TF (dB)	-6.017	-5.075	-5.234	-2.872	-7.369	-7.534	-7.059
x_{10} (m)	0.233	0.233	0.274	0.240	0.242	0.245	0.238
x_1 (m)	0.033	0.034	0.037	0.037	0.033	0.034	0.033
a (m/s^2)	10.622	11.412	9.736	13.038	9.883	9.833	9.995
TMD Kol uzama kapasitesi	2.410	2.465	1.629	2.573	2.193	2.147	2.260



Şekil 4.7: 10 katlı yapı örneği için ilk katın ivme transfer fonksiyon grafiği (μ=0.20).

TMD bulunan mdof yapılar için bir diğer gösterge ise TMD' nin kol veya yay uzama kapasitesidir. Bu değer TMD' nin normalize edilmiş yer değiştirmesi olarak bilinmektedir ve mdof yapılar tarafından TMD' nin uzama/yaylanma kapasitesinin sağlanması amaçlanmaktadır. Normalizasyon işlemi ise TMD' nin en üst kata göre olan yer değiştirmesinin, TMD' siz yapının maksimum üst kat yer değiştirmesine bölünmesiyle gerçekleştirilmiştir.

ii. 40 katlı yapı örneği

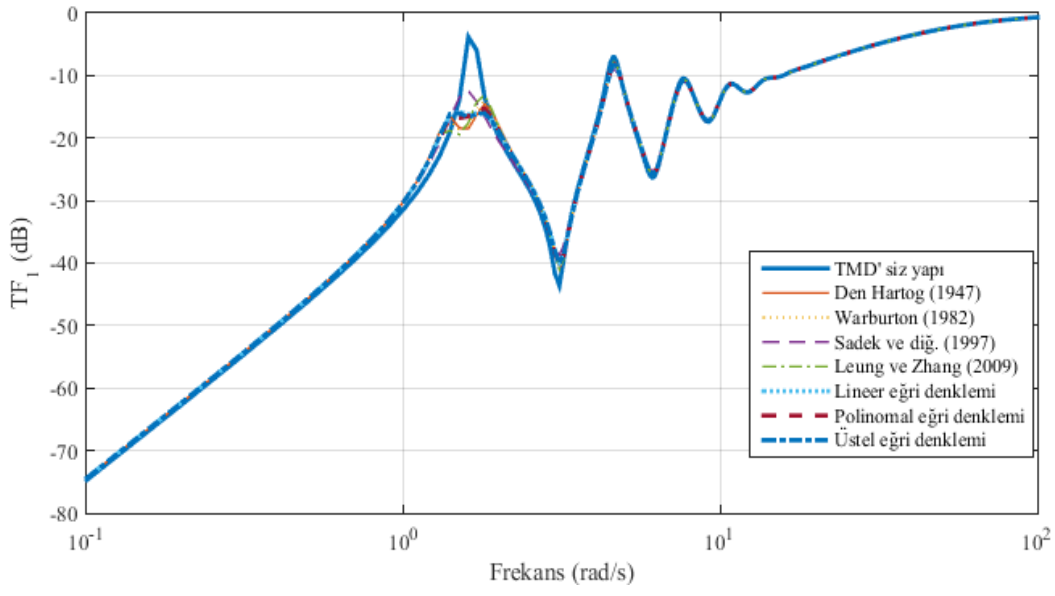
İkinci mdof yapı olan kırk katlı uzun bir yapı için gerçekleştirilen uygulamalarda kütle oranı, yapının toplamdaki kütlesinin çok büyük olmasından dolayı yalnızca %5 olarak alınmıştır. Bu yapının her bir katının kütlesi 980 tondur. Rijitlik katsayısı ve sönüm değeri ise ilk kattan en üst kata doğru lineer olarak azalış göstererek k, 2130-998 MN/m; c ise 42.6-20 MNs/m aralığında değerler almaktadır (Liu, 2008).

Bu yapı için de mevcut yöntemler ve geliştirilen YSA denklemlerinin güncellenmiş halleriyle optimum TMD parametrelerinin belirlenerek minimum amaç fonksiyonu elde edilebilmesi için öncelikle denklemlerde kullanılmak üzere çeşitli hesaplamalar yapılmıştır. Bu hesaplamalara göre birinci modal kütle 30836.18 ton ve kritik yapı periyotu 3.8 s olarak bulunmuştur (mod şekli vektör değeri ise 1.3237' dir).

Başlangıçta ele alınan deprem kayıtlarıyla TMD' siz yapı için gerçekleştirilen analizler sonucunda, ilk iki doğal frekansta yapının birinci katının maksimum ivme transfer fonksiyonu değeri -3.802 dB olarak hesaplanmıştır. Bu bakımdan yapı için kritik kayıt ve bileşeninin Chi-Chi Tayvan depremi ve bu kaydın ikinci bileşeni (CHICHI/CHY101-N) olduğu görülmüştür. Elde edilen maksimum yapı tepkilerinden ilk katın yer değiştirmesi (x_1) 0.0583 m ve en üst katın yer değiştirmesi (x_{40}) 1.9278 m olup ivme (a) ise 7.276 m/s^2' dir. Ancak kritik yani maksimum ivme değeri, farklı bir deprem kaydında gözlemlenmiştir (Düzce depreminin ikinci bileşeni olan DUZCE/BOL090' da). Tablo 4.9' da yapıya TMD eklenmesiyle birlikte meydana gelen maksimum yapı tepkilerinin ve hesaplanan optimum TMD özelliklerinin değerleri; Şekil 4.8' de ise yapının ilk katına ait TF değerleri için oluşturulan grafik yer almaktadır.

Tablo 4.9: TMD eklenen 40 katlı yapı için optimum sonuçlar ve maksimum yapı tepkileri (μ=0.05).

	Den Hartog (1947)	Warburton (1982)	Sadek ve diğ. (1997)	Leung ve Zhang (2009)	Lineer eğri denklemi	Polinomal eğri denklemi	Üstel eğri denklemi
m_d (t)	1541.809	1541.809	1541.809	1541.809	1541.809	1541.809	1541.809
T_d (s)	4.084	4.153	4.135	4.283	4.015	4.109	4.009
k_d (MN/m)	3.650	3.529	3.560	3.319	3.776	3.604	3.787
ξ_d (%)	14.442	14.535	35.188	14.447	20.102	18.996	19.209
c_d (MNs/m)	0.685	0.678	1.649	0.654	0.970	0.896	0.928
TF (dB)	-14.560	-14.007	-12.433	-13.099	-15.812	-15.295	-16.002
x_{40} (m)	1.749	1.734	1.793	1.705	1.776	1.756	1.775
x_1 (m)	0.052	0.052	0.053	0.051	0.053	0.052	0.053
a (m/s^2)	7.277	7.277	7.277	7.277	7.277	7.277	7.276
TMD Kol uzama kapasitesi	2.243	2.288	1.381	2.377	1.848	1.964	1.888



Şekil 4.8: 40 katlı yapı örneği için ilk katın ivme transfer fonksiyon grafiği (μ=0.05).

Tablo 4.9 ve Şekil 4.8’ de de görüldüğü üzere önerilen YSA denklemleri mevcut yöntemlerle kıyaslandığında yapısal tepkilerin azaltılmasında ve optimum TMD parametre değerlerinin belirlenmesinde etkili olmuştur. Diğer yandan amaç fonksiyonu olan TF değerinin genliğinin azaltılmasında önerilen denklemler diğer yöntemlere göre daha başarılı bir performans sergilemiştir.

5. TARTIŞMA VE SONUÇ

Bu tez çalışmasında inşaat mühendisliğinin önemli bir alanı olan yapı dinamiği ve bir yapı ve deprem mühendisliği tasarım konusu olan ayarlı kütle sönümleyicilerin (TMD) optimum ayarlanması problemi ele alınmıştır. Bu doğrultuda tek (sdof) ve çok serbestlik dereceli (mdof) yapılar için istenen TMD tasarımlarının oluşturulması amacıyla optimum TMD parametrelerinin belirlenmesi ve transfer fonksiyonunun (TF) minimizasyonu için gerçekleştirilen optimizasyon uygulamalarında günümüzde sıklıkla tercih edilen bir metasezgisel yöntem olan çiçek tozlaşma algoritması (FPA) kullanılmıştır. Optimizasyon sürecinden sonra gerçekleştirilen yapay sinir ağları (YSA) ile makine öğrenmesi uygulamaları ise Matlab R2018a programında yer alan araç kutusu yardımıyla gerçekleştirilmiştir. Bu ağların öğrenmesi sonucunda sdof ve mdof yapılar için kurgulanan yeni modeller için tasarım değişkenlerinin değerleri, tekrarlı optimizasyon işlemlerinin gerçekleştirilmesine gerek olmaksızın belirlenebilmiştir.

Çalışmada ele alınan tasarım problemi için öncelikle gerekli kısıtlamalar ve ulaşılmak istenen amaç fonksiyonu belirlenmiştir. Bu sürecin ardından sdof yapılar için gerekli optimizasyon işlemleri yapılarak elde edilen optimum parametre değerleri ile bir veri seti oluşturularak YSA üzerinde eğitilmiştir. Ardından gerçekleştirilecek tahmin işlemlerinde kullanılacak olan bu modelin, hata payı son derece düşük, tahmin performansı ise yüksek düzeyde olan bir öğrenen sistem olduğu gözlemlenmiştir. Ancak yine de beklenildiği gibi, oluşturulan YSA modeli tam ve kesin olarak optimum çözümleri önerme konusunda hata payına sahiptir. Buna rağmen tahmin edilen optimum sonuçlar ile gerçek sonuçlar arasındaki fark çok az olmakla birlikte bu model genel olarak, TMD parametrelerinin tahmini optimum sonuçları için iki ondalık basamağa kadar hassastır. Tahmin uygulaması amacıyla belirlenen tasarım örnekleri için elde edilen hata oranları ise % 0.015-6.703 arasında olup son derece düşük bir değere sahiptir. Bu durumda oluşturulan YSA modeli iyi bir şekilde parametre tahmini yapabilmekte ve bu sayede parametre değerleri, optimizasyonun gerektirdiği uzun süreler yerine daha hızlı ve kolay bir şekilde belirlenmektedir. Ayrıca geliştirilen YSA modeli farklı örnekler için ve yinelemeli olarak kullanılabilmektedir.

Diğer yandan oluşturulan YSA modelinin eğitiminde ve ardından basitleştirilmiş denklemlerin geliştirilmesinde kullanılan optimum parametreler, çeşitli değerlerdeki yapı periyotları için

0.01-0.40 aralığında değişen kütle oranlarına (μ) göre yapılmıştır. Ancak eğitim modeli ve denklemler, kütle oranının optimum parametreler üzerindeki sınırlı etkisinden dolayı yapı periyotunda herhangi bir kısıtlama yapılmaksızın kullanılabilir.

Mdof yapılar için ilk uygulama olan on katlı yapı analizinin sonuçlarına göre önerilen denklemlerin, ilk katın TF ivmesinin en aza indirilmesinde diğer yöntemlere kıyasla en iyisi olduğu görülmüştür. Optimum tasarım parametrelerinin belirlenmesi açısından da küçük kütle oranı değerleri için polinom denklemleri (Denklem (4.3) ve (4.4)) en iyi performansa sahip olan denklemdir. Ancak $\mu = 0.20$ için üstel denklemler (Denklem (4.5) ve (4.6)) diğer denklemlerden daha başarılı olmuştur.

Bununla birlikte TMD' nin kol/yay uzama kapasitesi, TMD' ler ile sağlanacak yapı kontrolünde etkili bir faktördür. Bu yüzden gerçekçi bir tasarımda TMD kol uzama miktarı uygulanabilir bir değerde olmalıdır. Diğer yandan, Sadek ve diğ. (1997)' nin önerdiği denklemler ile yüksek sönümleme kullanımı nedeniyle TMD kol uzama açısından daha uygun değerler elde edildiği görülmektedir. Ancak geliştirilen denklemler hem yapı tepkilerinin azaltılmasında etkili olup hem de Den Hartog (1947), Warburton (1982) ve Leung ve Zhang (2009) tarafından önerilen denklemlerle elde edilen TMD kol uzaması değerlerinden daha düşük sonuçlar vermektedir. Aynı zamanda bu denklemler diğer yöntemlere göre maksimum ivmenin azaltılmasında da etkili olmuştur. Özellikle, kütle oranı $\mu = 0.20$ olması durumda ivmede önemli azalışlar gözlemlenmiştir. İlk katın yer değiştirmesi de genellikle yapının maksimum kayma miktarını göstermektedir ve önerilen denklemler ilk kat yer değiştirmelerinin minimum değerlerde elde edilmesinde başarılı bir performans sergilemiştir.

İkinci mdof uygulaması olan kırk katlı yapıda, ne geliştirilen denklemler ne de mevcut yöntemlerle optimize edilmiş hiçbir TMD, maksimum ivmenin azaltılması konusunda etkili olamamıştır. Bunun yanısıra hem ilk hem de en üst katın yer değiştirmesi için Leung ve Zhang (2009) tarafından önerilen yönteme göre optimize edilen TMD ile en iyi sonuçlar elde edilmiş olsa da gerekli maksimum TMD kol uzama kapasitesi bakımından bu tasarım en büyük değere sahip olanıdır. Ayrıca geliştirilen denklemlerin diğer yöntemlere nazaran daha fazla sönüme sahip olması, gerekli kol uzama kapasitesini de azaltmaktadır. Sadek ve diğ. (1997)' nin önerdiği yönteme göreyse gerekli kapasite değeri düşük olmasına rağmen bu yöntem genel performans bakımından en kötüsü olarak görülmüştür. Bu nedenle önerilen denklemler TMD

için gerekli kol uzama kapasitesi ve yer değiştirmenin azaltılması açısından dengeli bir optimum sonuç oluşturmada etkilidir. Bu bakımdan yapılarda TMD tasarımlarının önündeki bir engel olarak ortaya çıkan kol uzama kapasitesinin sınırlanması açısından önerilen denklemler, TMD' lerin pratik tasarımı için de uygundur. Diğer yandan geliştirilen denklemlerle, yapının ilk iki frekanstaki TF değeri dikkate alındığından hem yapı hem de TMD' nin verdiği tepkiler azaltılabilmiştir. Mevcut yöntemlerden Sadek ve diğ. (1997)' nin dışında önerilen yöntemlerle ise TF' nin azalışı, TF grafiklerinde de görüldüğü gibi yalnızca ilk frekansın tepe değerinde gerçekleşmektedir. Önerilen denklemler ise birinci frekansın tepe değerine çok yakın olan ikinci bir tepe değerinde minimize edilmiştir.

Önerilen üç TMD parametresi ayarlama denklem çifti de (f_{opt} ve $\xi_{d,opt}$ için) genel olarak benzer bir performansa sahiptir, ancak sdof ve mdof yapılar için belirlenen farklı tasarım örneklerine göre en iyi performans gösteren denklem de değişiklik göstermekle birlikte eğri uydurma yöntemi, determinasyon katsayısı ($R^2 > 0.90$) ve elde edilen sonuçlar bakımından polinom denklemleri için en iyisi olduğundan bu denklemlerin en iyi performansı yansıtan ifadeler olduğu kabul edilebilir. Sonuç olarak önerilen basitleştirilmiş denklemler ve grafikler, sismik yapılara yerleştirilmiş TMD' ler için optimum sonuçlara oldukça yakın değerler sunan, kolay ve etkili bir ayarlama aracı olabilir.

KAYNAKLAR

Adam, C., Furtmüller, T., 2010, *Seismic performance of tuned mass dampers,* Mechanics and model-based control of smart materials and structures, In: Irschik H., Krommer M., Watanabe K., Furukawa T. (eds), Springer-Verlag/Wien, Germany, ISBN: 978-3-211-99483-2, 11-18.

Aichouri, I., Hani, A., Bougherira, N., Djabri, L., Chaffai, H., Lallahem, S, 2015, River flow model using artificial neural networks, *Energy procedia*, 74, 1007-1014.

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

Amini, F., Ghaderi, P., 2013, Hybridization of harmony search and ant colony optimization for optimal locating of structural dampers, *Applied soft computing*, 13 (5), 2272-2280.

Arfiadi, Y., 2016, Reducing response of structures by using optimum composite tuned mass dampers, *Procedia engineering*, 161, 67-72.

Atici, U., 2011, Prediction of the strength of mineral admixture concrete using multivariable regression analysis and an artificial neural network, *Expert systems with applications*, 38 (8), 9609-9618.

Azad, A.K., 1978, Economic design of homogeneous I-beams, *Journal of the structural division*, 104 (4), 637-648.

Bakre, S.V., Jangid, R.S., 2007, Optimum parameters of tuned mass damper for damped main system, *Structural control and health monitoring*, 14 (3), 448-470.

Bekdaş, G., 2014, Harmony search algorithm approach for optimum design of post-tensioned axially symmetric cylindrical reinforced concrete walls, *Journal of optimization theory and applications*, 164 (1), 342-358.

Bekdaş, G., Nigdeli, S.M., 2011, Değişik periyotlu yapılar için optimum pasif kütle sönümleyici özelliklerinin belirlenmesi, *1. Türkiye deprem mühendisliği ve sismoloji konferansı*, 11-14 Ekim 2011 Ankara, ODTÜ, 1-8.

Bekdaş, G., Nigdeli, S.M., 2013, Mass ratio factor for optimum tuned mass damper strategies, *International journal of mechanical sciences*, 71, 68-84.

Bekdaş, G., Nigdeli, S.M., Yang, X.S., 2015, Sizing optimization of truss structures using flower pollination algorithm, *Applied soft computing*, 37, 322-331.

Bekdaş, G., Nigdeli, S.M., Yang, X.S., 2018, A novel bat algorithm based optimum tuning of mass dampers for ımproving the seismic safety of structures, *Engineering structures*, 159, 89-98.

Bhave, P.R., 1979, Selecting pipe sizes in network optimization by LP, *Journal of the hydraulics division*, 105 (8), 1019-1025.

Biswas, J., 2018, *9 Complex machine learning applications that even a beginner can build today*, Analytics India magazine, https://analyticsindiamag.com/machine-learning-applications-beginners/, [Ziyaret Tarihi: 25 Haziran 2018].

Bowden, G.J., Maier, H.R., Dandy, G.C., 2002, Optimal division of data for neural network models in water resources applications, *Water resources research*, 38 (2), 2-1.

Buchanan, B.G., 2006, *Brief history*, AI magazine journal (association for the advancement of artificial intelligence (AAAI)), https://aitopics.org/misc/brief-history, [Ziyaret Tarihi: 2 Temmuz 2018].

Cascardi, A., Micelli, F., Aiello, M.A., 2017, An artificial neural networks model for the prediction of the compressive strength of FRP-confined concrete circular columns, *Engineering structures*, 140, 199-208.

Ceder, A., Wilson, N.H.M., 1986, Bus network design, *Transportation research part b: methodological*, 20 (4), 331-344.

Chang, C.M., Shia, S., Lai, Y.A., 2018, Seismic design of passive tuned mass damper parameters using active control algorithm, *Journal of sound and vibration*, 426, 150-165.

Changming, C.Z.S., 1988, The use of the method of optimization for minimizing safety factors in slope stability analysis, *Chinese jounal of geotechnical engineering*, 4, 000.

Chatterjee, S., Sarkar, S., Hore, S., Dey, N., Ashour, A.S., Balas, V.E., 2017, Particle swarm optimization trained neural network for structural failure prediction of multistoried RC buildings, *Neural computing and applications*, 28 (8), 2005-2016.

Cheng, Y.M., Li, L., Chi, S.C., 2007, Performance studies on six heuristic global optimization methods in the location of critical slip surface, *Computers and geotechnics*, 34 (6), 462-484.

Chong, E.K.P., Zak, S.H., 2001, *Introduction to linear programming*, An introduction to optimization, 2nd ed., John Wiley & Sons, New York, USA, ISBN: 0-471-39126-3, 255-257.

Chong, K.P., 1976, Optimization of unstiffened hybrid beams, *Journal of the structural division*, 102 (2), 401-409.

Chou, J.S., Lin, C.W., Pham, A.D., Shao, J.Y., 2015, Optimized artificial intelligence models for predicting project award price, *Automation in construction*, 54, 106-115.

Chou, J.S., Thedja, J.P.P., 2016, Metaheuristic optimization within machine learning-based classification system for early warnings related to geotechnical problems, *Automation in construction*, 68, 65-80.

Civalek, Ö., Çatal, H.H., 2004, Çok serbestlik dereceli sistemlerin lineer olmayan titreşimi: genelleştirilmiş diferansiyel quadrature yaklaşımı, *Mühendis ve makine*, 45 (535), 47-57.

Collins, M., Cooper, L., Helgason, R., Kennington, J., Leblanc, L., 1978, Solving the pipe network analysis problem using optimization techniques, *Management science*, 24 (7), 747-760.

Cottle, R.W., 2004, *Ms&E 311 Handout No. 1 Optimization*, Stanford University, https://web.stanford.edu/class/msande311/000311.pdf, [Ziyaret Tarihi: 29 Haziran 2018].

De Almeida, F.S., 2016, Stacking sequence optimization for maximum buckling load of composite plates using harmony search algorithm, *Composite structures*, 143, 287-299.

Dobbs, M.W., Felton, L.P., 1969, Optimization of truss geometry, *Journal of the structural division*, 95 (10), 2105-2118.

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

Edgar, T.F., Himmelbalu, D.M., Lasdon, L.S., 2001, *The nature and organization of optimization problems*, Optimization of chemical process, 2nd ed., Mcgraw-Hill, New York, USA, ISBN: 0-07-039359-1, 3-9.

Erdoğmuş, P., 2016, Doğadan esinlenen optimizasyon algoritmaları ve optimizasyon algoritmalarının optimizasyonu, *Düzce üniversitesi bilim ve teknoloji dergisi*, 4 (1), 293-304.

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.

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.

Farshidianfar, A., 2013, ABC optimization of TMD parameters for tall buildings with soil structure interaction, *Interaction and multiscale mechanics*, 6 (4), 339-356.

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

Floridi, L., 2017, *If AI is the future, what does it mean for you?*, Project Syndicate, World economic forum, https://www.weforum.org/agenda/2017/01/the-future-ofai-and-the-implications-for-you, [Ziyaret Tarihi: 22 Haziran 2018].

Foulkes, J., 1953, Minimum weight design and the theory of plastic collapse, *Quarterly of applied mathematics*, 10 (4), 347-358.

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

Furuta, H., Hase, H., Watanabe, E., Tonegawa, T., Morimoto, H., 1996, Applications of genetic algorithm to aesthetic design of dam structures, *Advances in engineering software*, 25 (2-3), 185-195.

Gandomi, A.H., Kashani, A.R., Roke, D.A., Mousavi, M., 2015, Optimization of retaining wall design using recent swarm intelligence techniques, *Engineering structures*, 103, 72-84.

Gandomi, A.H., Yang, X.S., Talatahari, S., Alavi, A.H. (eds.), 2013, *Metaheuristic algorithms in modeling and optimization*, Metaheuristic applications in structures and infrastructures, Elsevier, ISBN: 9780123983640, 1-24.

Geem, Z.W., Kim, J.H., Loganathan, G.V., 2002, A new heuristic optimization algorithm: harmony search, *Simulation*, 76 (2), 60–68.

Gholizadeh, S., 2015, Performance-based optimum seismic design of steel structures by a modified firefly algorithm and a new neural network, *Advances in engineering software*, 81, 50-65.

Gholizadeh, S., Seyedpoor, S.M., 2011, Shape optimization of arch dams by metaheuristics and neural networks for frequency constraints, *Scientia iranica*, 18 (5), 1020-1027.

Gogna, A., Tayal, A., 2013, Metaheuristics: review and application, *Journal of experimental & theoretical artificial intelligence*, 25 (4), 503-526.

Hafezi, R., Shahrabi, J., Hadavandi, E., 2015, A bat-neural network multi-agent system (BNNMAS) for stock price prediction: case study of DAX stock price, *Applied soft computing*, 29, 196-210.

Han, J., Gao, J., 2008, *Data mining in e-science and engineering*, Next generation of data mining, In: Kargupta H., Han J., Philip S.Y., Motwani R., Kumar V. (eds.), CRC Press, Boca Raton, Florida, ISBN: 9781420085877, 1-114.

Han, J., Kamber, M., 2006, *Classification and prediction, data mining: concepts and techniques*, 2nd ed., Morgan Kaufmann, California, USA, ISBN: 978-1-55860-901-3, 285-382.

Den Hartog, J.P., 1947, *Mechanical vibrations*, 3rd ed., McGraw-Hill, New York, ISBN: 978-1443725361.

Holroyd, E.M., 1965, The optimum bus service: a theoretical model for a large uniform urban area, *Proceedings of the third international symposium on the theory of traffic flow*, Haziran 1965 New York, Operations Research Society Of America, 308-328.

http://www.egrafis.com/gambar/tokyo-tower-vs-tokyo-skytree-whats-the-difference-klook, [Ziyaret Tarihi: 13 Eylül 2018].

https://www.cruisebe.com/one-wall-centre-vancouver-bc-canada#main, [Ziyaret Tarihi: 13 Eylül 2018].

https://www.skyscraper.org/EXHIBITIONS/TEN_TOPS/slides5.html, [Ziyaret Tarihi: 13 Eylül 2018].

Hu, T.Y., Chen, L.W., 2012, Traffic signal optimization with greedy randomized tabu search algorithm, *Journal of transportation engineering*, 138 (8), 1040-1050.

Inozu, B., Karabakal, N., 1994, Optimum replacement and maintenance decisions for marine systems with deterministic markovian deterioration and capital rationing constraints, *IFAC proceedings volumes*, 27 (5), 653-658.

Ioi, T., Ikeda, K., 1978, On the dynamic vibration damped absorber of the vibration system, *Bulletin of JSME*, 21 (151), 64-71.

Jahanshahi, G., Haddad, O.B., 2008, Honey-bee mating optimization (HBMO) algorithm for optimal design of water distribution systems, *World environmental and water resources congress*, 12-16 Mayıs 2008 Honolulu-Hawaii-USA, ASCE, 1-16.

Jiménez-Bermejo, D., Fraile-Ardanuy, J., Castaño-Solis, S., Merino, J., Álvaro-Hermana, R., 2018, Using dynamic neural networks for battery state of charge estimation in electric vehicles, *Procedia computer science*, 130, 533–540.

Jones, D.I.G., 1967, Response and damping of a simple beam with tuned dampers, *The journal of the acoustical society of America*, 42 (1), 50-53.

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.

Jovanović, A., Nikolić, M., Teodorović, D., 2017, Area-wide urban traffic control: a bee colony optimization approach, *Transportation research part c: emerging technologies*, 77, 329-350.

Kahatadeniya, K.S., Nanakorn, P., Neaupane, K.M., 2009, Determination of the critical failure surface for slope stability analysis using ant colony optimization, *Engineering geology*, 108 (1-2), 133-141.

Kant, G., Sangwan, K.S., 2015, Predictive modelling and optimization of machining parameters to minimize surface roughness using artificial neural network coupled with genetic algorithm, *Procedia CIRP*, 31, 453-458.

Karaa, F.A., Nasr, A.Y., 1986, Resource management in construction, *Journal of construction engineering and management*, 112 (3), 346-357.

Kargahi, M., Anderson, J.C., Dessouky, M.M., 2006, Structural weight optimization of frames using tabu search I: optimization procedure, *Journal of structural engineering*, 132 (12), 1858-1868.

Kaveh, A., Abadi, A.S.M., 2010, Cost optimization of a composite floor system using an improved harmony search algorithm, *Journal of constructional steel research*, 66 (5), 664-669.

Kay, J.N., 1976, Safety factor evaluation for single piles in sand, *Journal of the geotechnical engineering division*, 102 (10), 1093-1108.

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

Khatibinia, M., Gholami, H., Kamgar, R., 2018, Optimal design of tuned mass dampers subjected to continuous stationary critical excitation, *International journal of dynamics and control*, 6 (3), 1094-1104.

Khatibinia, M., Gholami, H., Labbafi, S.F., 2016, Multi–objective optimization of tuned mass dampers considering soil–structure interaction, *Iran University of science & technology*, 6 (4), 595-610.

Kiranyaz, S., Ince, T., Gabbouj, M., 2014, *Optimization techniques: an overview*, Multidimensional particle swarm optimization for machine learning and pattern recognition, adaptation, learning, and optimization, Springer-Verlag, Heidelberg, Berlin, ISBN: 9783642378461, 1-29.

Kirkpatrick, S., Gelatt, C.D., Vecchi, M.P., 1983, Optimization by simulated annealing, *Science*, 220 (4598), 671-680.

Kişi, O., Shiri, J., Karimi, S., Shamshirband, S., Motamedi, S., Petković, D., Hashim, R., 2015, A survey of water level fluctuation predicting in Urmia lake using support vector machine with firefly algorithm, *Applied mathematics and computation*, 270, 731-743.

Koziel, S., Yang, X.S. (eds.), 2011, *Computational optimization, methods and algorithms (vol. 356)*, Springer-Verlag, Heidelberg, Berlin, ISBN: 978-3-642-20858-4.

Kuah, G.K., Perl, J., 1988, Optimization of feeder bus routes and bus-stop spacing, *Journal of transportation engineering*, 114 (3), 341-354.

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

Lin, Y.Y., Cheng, C. M., Lee, C.H., 2000, A tuned mass damper for suppressing the coupled flexural and torsional buffeting response of long-span bridges, *Engineering structures*, 22 (9), 1195-1204.

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 of wind engineering and industrial aerodynamics, 96 (6), 1092–1102.

Lu, H., Ni, S., Chen, T., 2009, Route selection optimization of railway passenger station based on ant colony algorithm, *Second international conference on transportation engineering*, 25-27 Temmuz 2009 Southwest Jiaotong University-Chengdu-China, ASCE, 297-302.

Luger, G.F., 2009, *Machine learning: genetic and emergent*, Artificial intelligence: structures and strategies for complex problem solving, 6th ed., Pearson Education, Boston, ISBN: 0-321-54589-3, 507-542.

Luh, G.C., Lin, C.Y., 2011, Optimal Design of truss-structures using particle swarm optimization, *Computers & structures*, 89 (23-24), 2221-2232.

Maimon, O., Rokach, L. (eds.), 2010, *Applications*, Data mining and knowledge discovery handbook, 2nd ed., Springer, New York, ISBN: 9780387098234, 1079-1241.

Mandl, C.E., 1980, Evaluation and optimization of urban public transportation networks, *European journal of operational research*, 5 (6), 396-404.

Matin, A.G., Nezafat, R.V., Golroo, A., 2017, A comparative study on using meta-heuristic algorithms for road maintenance planning: ınsights from field study in a developing country, *Journal of traffic and transportation engineering (english edition)*, 4 (5), 477-486.

Matta, E., De Stefano, A., 2009, Seismic performance of pendulum and translational roof-garden tmds, *Mechanical systems and signal processing*, 23 (3), 908-921.

Mccarthy, J., 2007, *What is artificial intelligence?*, Computer science department Stanford University, Stanford, http://www-formal.stanford.edu/jmc/whatisai.html, [Ziyaret Tarihi: 8 Temmuz 2018].

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

Miao, K., Li, L., Yang, X.L., Huo, Y.Y., 2009, Ant colony optimization algorithm for vertical alignment of highways, *Geohunan international conference*, 3-6 Ağustos 2009 Changsha-Hunan-China, ASCE, 99-108.

Mikki, S.M., Kishk, A.A., 2008, *Introduction*, Particle swarm optimization: a physics-based approach, In: Balanis A.C. (ed.), Morgan & Claypool Publishers, Arizona State University, ISBN: 9781598296143, 1-6.

Mohebbi, M., Shakeri, K., Ghanbarpour, Y., Majzoub, H., 2013, Designing optimal multiple tuned mass dampers using genetic algorithms (gas) for mitigating the seismic response of structures, *Journal of vibration and control*, 19 (4), 605-625.

Molina-Moreno, F., García-Segura, T., Martí, J.V., Yepes, V., 2017, Optimization of buttressed earth-retaining walls using hybrid harmony search algorithms, *Engineering structures*, 134, 205-216.

Momeni, E., Armaghani, D.J., Hajihassani, M., 2015, Prediction of uniaxial compressive strength of rock samples using hybrid particle swarm optimization-based artificial neural networks, *Measurement*, 60, 50-63.

Moraveji, M.K., Naderi, M., 2016, Drilling rate of penetration prediction and optimization using response surface methodology and bat algorithm, *Journal of natural gas science and engineering*, 31, 829-841.

Murty, K.G., 2003, *Optimization models for decision making: volume 1*, Ann Arbor, University Of Michigan, http://www-personal.umich.edu/~murty/books/opti_model/, [Ziyaret Tarihi: 2 Temmuz 2018].

Nigdeli, S.M., Bekdaş, G., 2011, Optimum pasif kütle sönümleyicilerinin belirsiz özellikli yapılardaki etkileri, *1. Türkiye deprem mühendisliği ve sismoloji konferansı*, 11-14 Ekim 2011 Ankara, ODTÜ, 1-7.

Nilsson, N.J., 1998, *Introduction to machine learning an early draft of a proposed textbook*, Robotics laboratory department of computer science Stanford University, http://ai.stanford.edu/~nilsson/MLBOOK.pdf, [Ziyaret Tarihi: 30 Haziran 2018].

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.

Olivas, E.S., Guerrero, J.D.M., Sober, M.M., Benedito, J.R.M., López, A.J.S. (eds.), 2009, *Handbook of research on machine learning applications and trends: algorithms, methods, and techniques*, IGI Global, Hershey, New York, ISBN: 1605667668.

Omkar, S.N., Khandelwal, R., Yathindra, S., Naik, G.N., Gopalakrishnan, S., 2008, Artificial immune system for multi-objective design optimization of composite structures, *Engineering applications of artificial intelligence*, 21 (8), 1416-1429.

Onan, A., 2013, Metasezgisel yöntemler ve uygulama alanları, *Çukurova Üniversitesi iktisadi ve idari bilimler fakültesi dergisi*, 17 (2), 113-128.

Onwubolu, G.C., Babu, B.V., 2004, *New optimization techniques in engineering (vol. 141)*, Springer-Verlag, Heidelberg, Berlin, ISBN: 978-3-540-39930-8.

Ormsbee, L.E., Reddy, S.L., 1995, Pumping system control using genetic optimization and neural networks, *IFAC proceedings volumes*, 28 (10), 685-690.

Parkinson, A.R., Balling, R., Hedengren, J.D., 2013, *Optimization methods for engineering design*, Brigham Young University, Utah, http://apmonitor.com/me575/uploads/Main/optimization_book.pdf, [Ziyaret Tarihi: 25 Haziran 2018].

Patil, A., Patted, L., Tenagi, M., Jahagirdar, V., Patil, M., Gautam, R., 2017, Artificial intelligence as a tool in civil engineering – a review, *National conference on advances in computational biology, communication, and data analytics* (*ACBCDA 2017*), Mayıs 2017 Hindistan, IOSR Journal of Computer Engineering, 36-39.

Pei, Y., Xia, Y., 2012, Design of reinforced cantilever retaining walls using heuristic optimization algorithms, *Procedia earth and planetary science*, 5, 32-36.

Pinheiro, M., Emery, X., Rocha, A.M.A., Miranda, T., Lamas, L., 2017, Boreholes plans optimization methodology combining geostatistical simulation and simulated annealing, *Tunnelling and underground space technology*, 70, 65-75.

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.

Quindry, G.E., Liebman, J.C., Brill, E.D., 1981, Optimization of looped water distribution systems, *Journal of the environmental engineering division*, 107 (4), 665-679.

Radermacher, F.J., 1985, Scheduling of project networks, *Annals of operations research*, 4 (1), 227–252.

Raju, N.V.S., 2014, *Optimization-an overview*, Optimization methods for engineers, PHI Learning Pvt. Ltd., Delhi, ISBN: 9788120347441, 1-11.

Rao, R., 2016, Jaya: a simple and new optimization algorithm for solving constrained and unconstrained optimization problems, *International journal of industrial engineering computations*, 7 (1), 19-34.

Rao, S.S., 2009, *Engineering optimization theory and practice*, 4th ed., John Wiley & Sons, New Jersey, USA, ISBN: 978-0-470-18352-6.

Razani, R., 1965, Behavior of fully stressed design of structures and its relationship to minimum-weight design, *AIAA journal*, 3 (12), 2262-2268.

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

Ruzicka, J.E., 1968, Active vibration and shock isolation, *National aeronautic and space engineering and manufacturing meeting*, 7-11 Ekim 1968 Los Angeles, SAE International, 2872-2886.

Sabbaghpour, S., Naghashzadehgan, M., Javaherdeh, K., Haddad, O.B., 2012, HBMO algorithm for calibrating water distribution network of Langarud city, *Water science and technology*, 65 (9), 1564-1569.

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.

Savković, M.M., Bulatović, R.R., Gašić, M.M., Pavlović, G.V., Stepanović, A.Z., 2017, Optimization of the box section of the main girder of the single-girder bridge crane by applying biologically ınspired algorithms, *Engineering structures,* 148, 452-465.

Schrijver, A., 2005, *On the history of combinatorial optimization (till 1960),* Handbooks in operations research and management science: discrete optimization (vol. 12), In: Aardal K., Nemhauser G.L., Weismantel R. (eds.), Elsevier, North Holland, ISBN: 978-0444515070, 1-26.

Sebaaly, H., Varma, S., Maina, J.W., 2018, Optimizing asphalt mix design process using artificial neural network and genetic algorithm, *Construction and building materials,* 168, 660-670.

Shebani, A., Iwnicki, S., 2018, Prediction of wheel and rail wear under different contact conditions using artificial neural networks, *Wear,* 406, 173-184.

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.

Song, Z., Murray, B. T., Sammakia, B., 2013, Airflow and temperature distribution optimization in data centers using artificial neural networks, *International journal of heat and mass transfer,* 64, 80-90.

Stephenson, D., 1969, Optimum allocation of water resources by mathematical programming, *Journal of hydrology*, 9 (1), 20-33.

Strasser, G., 1958, Optimization of multiweb beams under combined bending and torsional loading, *Journal of the aerospace sciences,* 25 (8), 529-530.

Şenyiğit, E., Düğenci, M., Aydin, M.E., Zeydan, M., 2013, Heuristic-based neural networks for stochastic dynamic lot sizing problem, *Applied soft computing,* 13 (3), 1332-1339.

Tang, W.J., Zhang, G.H., Liao, M.J., 2015, A framework of winter road maintenance optimization, *11th International conference on natural computation (ICNC)*, 15-17 Ağustos 2015 Zhangjiajie-China, IEEE, 1057-1061.

Tapao, A., Cheerarot, R., 2017, Optimal parameters and performance of artificial bee colony algorithm for minimum cost design of reinforced concrete frames, *Engineering structures,* 151, 802-820.

Temür, R., Bekdaş, G., 2016, Teaching learning-based optimization for design of cantilever retaining walls, *Structural engineering and mechanics,* 57 (4), 763-783.

Toakley, A.R., 1968, The optimum design of triangulated frameworks, *International journal of mechanical sciences,* 10 (2), 115-127.

Toğan, V., 2012, Design of planar steel frames using teaching–learning based optimization, *Engineering structures,* 34, 225-232.

Uygunoğlu, T., Ünal, O., Yücel, K.T., 2005, Uçucu külün betonun basınç dayanımına etkisi üzerine bulanık mantık yaklaşımı, *4. Uluslararası ileri teknolojiler sempozyumu*, 28-30 Eylül 2005 Konya, Yapı Teknolojileri Elektronik Dergisi, 13-20.

Uygunoğlu, T., Yurtçu, Ş., 2006, Yapay zekâ tekniklerinin inşaat mühendisliği problemlerinde kullanımı, *Yapı teknolojileri elektronik dergisi*, 1, 61-70.

Varadarajan, N., Nagarajaiah, S., 2004, Wind response control of building with variable stiffness tuned mass damper using empirical mode decomposition/hilbert transform, *Journal of engineering mechanics*, 130 (4), 451-458.

Veintimilla-Reyes, J., Cisneros, F., Vanegas, P., 2016, Artificial neural networks applied to flow prediction: a use case for the Tomebamba river, *Procedia engineering*, 162, 153-161.

Viana, F.A.C., Kotinda, G.I., Rade, D.A., Steffen J.V., 2008, Tuning dynamic vibration absorbers by using ant colony optimization, *Computers & structures*, 86 (13-14), 1539-1549.

Villaverde, R., 1985, Reduction in seismic response with heavily-damped vibration absorbers, *Earthquake engineering and structural dynamics*, 13, 33–42.

Vrahatis, M.N., 2010, *Theory and methods*, Particle swarm optimization and intelligence: advances and applications, In: Parsopoulos K.E. (ed.), IGI Global, Hershey, USA, ISBN: 9781615206674, 1-24.

Wang, Y.Z., Kang, K.S., 1988, The optimal design of a dynamic absorber for an arbitrary planar structure, *Applied acoustics*, 23 (2), 85-98.

Warburton, G.B., 1982, Optimum absorber parameters for various combinations of response and excitation parameters, *Earthquake engineering and structural dynamics*, 10 (3), 381-401.

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

Wirsching, P.H., Campbell, G.W., 1973, Minimal structural response under random excitation using the vibration absorber, *Earthquake engineering and structural dynamics*, 2 (4), 303-312.

Witten, I.H., Hall, M.A., Frank, E., 2011, *What's it all about?*, Data mining: practical machine learning tools and techniques, Morgan Kaufmann Series, USA, ISBN: 978-0-12-374856-0, 3-38.

Wright, S.J., 2013, *Optimization*, Encyclopedia britannica online academic edition, https://www.britannica.com/science/optimization, [Ziyaret Tarihi: 14 Temmuz 2018].

Yaghini, M., Ahadi, H.R., Barati, E., Saghian, Z., 2012, Tabu search algorithm for the railroad blocking Problem, *Journal of transportation engineering*, 139 (2), 216-222.

Yahya, M., Saka, M.P., 2014, Construction site layout planning using multi-objective artificial bee colony algorithm with levy flights, *Automation in construction*, 38, 14-29.

Yang, X.S., Bekdaş, G., Nigdeli, S.M. (eds.), 2016, *Metaheuristics and optimization in civil engineering*, Springer, Switzerland, ISBN: 9783319262451.

Yang, X.S., Koziel, S., Leifsson, L., 2013, Computational optimization, modelling and simulation: recent trends and challenges, *International conference on computational science ICCS 2013*, 5-7 Haziran 2013 Barselona, Procedia Computer Science, 855-860.

Yang, Y., Li, C., 2016, Performance of tuned tandem mass dampers for structures under the ground acceleration, *Structural control and health monitoring*, 24 (10), e1974.

Yoshida, H., Maegawa, K., 1979, The optimum cross section of channel columns, *International journal of mechanical sciences*, 21 (3), 149-160.

Yucel, M., Bekdaş, G., Nigdeli, S.M., Sevgen, S., 2019, Estimation of optimum tuned mass damper parameters via machine learning, *Journal of building engineering* 100847, (doi.org/10.1016/j.jobe.2019.100847)

Zecchin, A.C., Maier, H.R., Simpson, A.R., Leonard, M., Nixon, J.B., 2007, Ant colony optimization applied to water distribution system design: comparative study of five algorithms, *Journal of water resources planning and management*, 133 (1), 87-92.

Zeng, P., Jimenez, R., Jurado-Piña, R., 2015, System reliability analysis of layered soil slopes using fully specified slip surfaces and genetic algorithms, *Engineering geology*, 193, 106-117.

Zhao, F., Zeng, X., 2006, Simulated annealing–genetic algorithm for transit network optimization, *Journal of computing in civil engineering*, 20 (1), 57-68.

EKLER

EK-1. Optimizasyon sonuçları ile oluşturulan eğitim seti

Bina Periyodu (T_s)	Kütle Oranı (μ)	TMD Periyodu (T_d)	TMD Sönüm Oranı ($\xi_{d,opt}$)	Transfer Fonksiyonu (TF)
0.10	0.01	0.10066	0.06774	15.89681
0.10	0.03	0.10222	0.11201	13.58445
0.10	0.05	0.10375	0.14113	12.30102
0.10	0.08	0.10601	0.17427	11.02456
0.10	0.10	0.10750	0.19296	10.39306
0.10	0.15	0.11115	0.22967	9.21621
0.10	0.20	0.11472	0.25837	8.36810
0.10	0.25	0.11824	0.28339	7.70914
0.10	0.30	0.12171	0.30494	7.17357
0.10	0.40	0.12842	0.33817	6.34071
0.30	0.01	0.30198	0.06770	15.89484
0.30	0.03	0.30666	0.11196	13.58282
0.30	0.05	0.31124	0.13976	12.30094
0.30	0.08	0.31801	0.17414	11.02380
0.30	0.10	0.32249	0.19293	10.39210
0.30	0.15	0.33343	0.22913	9.21588
0.30	0.20	0.34421	0.25950	8.36788
0.30	0.25	0.35476	0.28414	7.70871
0.30	0.30	0.36520	0.30630	7.17352
0.30	0.40	0.38523	0.33799	6.34045
0.50	0.01	0.50335	0.06962	15.89310
0.50	0.03	0.51116	0.11248	13.58132
0.50	0.05	0.51874	0.14242	12.29815
0.50	0.08	0.31801	0.17414	11.02380
0.50	0.10	0.53754	0.19511	10.39153
0.50	0.15	0.55579	0.23067	9.21459
0.50	0.20	0.57382	0.26125	8.36780
0.50	0.25	0.59134	0.28480	7.70867
0.50	0.30	0.60850	0.30495	7.17247
0.50	0.40	0.64210	0.33817	6.34039
0.70	0.01	0.70432	0.06485	15.88364
0.70	0.03	0.71546	0.10738	13.58257
0.70	0.05	0.72628	0.13926	12.29742
0.70	0.08	0.74210	0.17513	11.02103
0.70	0.10	0.75246	0.19499	10.39011
0.70	0.15	0.77793	0.22947	9.21174
0.70	0.20	0.80295	0.25682	8.36731
0.70	0.25	0.82818	0.28755	7.70882
0.70	0.30	0.85180	0.30357	7.17267
0.70	0.40	0.89851	0.33553	6.34040
1.00	0.01	1.00681	0.07132	15.89263
1.00	0.03	1.02240	0.10740	13.57678
1.00	0.05	1.03693	0.13616	12.28729
1.00	0.08	1.06029	0.17777	11.02421
1.00	0.10	1.07507	0.19232	10.38784
1.00	0.15	1.11132	0.22671	9.21384
1.00	0.20	1.14691	0.25912	8.36286
1.00	0.25	1.18219	0.28122	7.70736

1.00	0.30	1.21603	0.30075	7.17167
1.00	0.40	1.28392	0.33885	6.33717
1.50	0.01	1.51021	0.07132	15.89263
1.50	0.03	1.53074	0.10281	13.56232
1.50	0.05	1.55650	0.13913	12.27444
1.50	0.08	1.58790	0.16562	11.00661
1.50	0.10	1.61246	0.18796	10.38498
1.50	0.15	1.66416	0.21855	9.21010
1.50	0.20	1.71905	0.25394	8.35363
1.50	0.25	1.77392	0.28482	7.70166
1.50	0.30	1.82404	0.30075	7.17167
1.50	0.40	1.92714	0.34436	6.33531
2.00	0.01	2.01362	0.07132	15.89263
2.00	0.03	2.04692	0.11610	13.54300
2.00	0.05	2.07187	0.14583	12.26250
2.00	0.08	2.11666	0.17105	10.97445
2.00	0.10	2.15172	0.19985	10.37711
2.00	0.15	2.22199	0.22181	9.21350
2.00	0.20	2.29449	0.25756	8.35398
2.00	0.25	2.36096	0.28126	7.68921
2.00	0.30	2.43205	0.30075	7.17167
2.00	0.40	2.56175	0.32825	6.32981
3.00	0.01	3.02042	0.07132	15.89263
3.00	0.03	3.06961	0.10678	13.42092
3.00	0.05	3.11988	0.15026	12.25752
3.00	0.08	3.17047	0.17985	10.95615
3.00	0.10	3.22415	0.17565	10.38128
3.00	0.15	3.32710	0.23385	9.15316
3.00	0.20	3.44678	0.26453	8.34734
3.00	0.25	3.54268	0.29098	7.66810
3.00	0.30	3.64808	0.30075	7.17167
3.00	0.40	3.86082	0.35830	6.33195
4.00	0.01	4.06127	0.05782	15.40800
4.00	0.03	4.04071	0.09851	13.28481
4.00	0.05	4.13814	0.15836	12.24498
4.00	0.08	4.23000	0.15674	10.85813
4.00	0.10	4.28055	0.18522	10.19392
4.00	0.15	4.45527	0.23373	9.16426
4.00	0.20	4.54602	0.23780	8.29708
4.00	0.25	4.72494	0.29905	7.65263
4.00	0.30	4.86411	0.30075	7.17167
4.00	0.40	5.11801	0.34495	6.29506
5.00	0.01	5.05118	0.05000	15.71463
5.00	0.03	5.10579	0.10611	13.05122
5.00	0.05	5.15902	0.14665	11.95436
5.00	0.08	5.31858	0.19332	10.96255
5.00	0.10	5.33858	0.16602	10.35030
5.00	0.15	5.50424	0.22678	9.05479
5.00	0.20	5.73502	0.23697	8.34925
5.00	0.25	5.89123	0.26656	7.62345
5.00	0.30	6.04021	0.29505	7.04305
5.00	0.40	6.42542	0.33490	6.30684

EK-2. YSA eğitim sonuçları

TMD Periyodu (T_d)	Hata Miktarı	*Mutlak Hata*	*Mutlak % Hata*	*Karesel Hata*	TMD Sönüm Oranı ($\xi_{d,opt}$)	Hata Miktarı	*Mutlak Hata*	*Mutlak % Hata*	*Karesel Hata*
0.11865	-0.01799	0.01799	17.87275	0.00032	0.08143	-0.01369	0.01369	20.21719	0.00019
0.09656	0.00566	0.00566	5.53700	0.00003	0.11113	0.00088	0.00088	0.78394	0.00000
0.08364	0.02011	0.02011	19.38893	0.00040	0.13846	0.00267	0.00267	1.89484	0.00001
0.07930	0.02671	0.02671	25.19385	0.00071	0.17135	0.00292	0.00292	1.67797	0.00001
0.08442	0.02308	0.02308	21.47133	0.00053	0.18896	0.00400	0.00400	2.07475	0.00002
0.10733	0.00382	0.00382	3.43571	0.00001	0.22588	0.00379	0.00379	1.65078	0.00001
0.11889	-0.00417	0.00417	3.62966	0.00002	0.25734	0.00103	0.00103	0.39755	0.00000
0.12358	-0.00534	0.00534	4.50892	0.00003	0.28397	-0.00058	0.00058	0.20484	0.00000
0.12267	-0.00096	0.00096	0.79266	0.00000	0.30689	-0.00195	0.00195	0.63787	0.00000
0.13173	-0.00331	0.00331	2.57515	0.00001	0.33350	0.00467	0.00467	1.38148	0.00002
0.31599	-0.01401	0.01401	4.63994	0.00020	0.07952	-0.01182	0.01182	17.45166	0.00014
0.29894	0.00772	0.00772	2.51635	0.00006	0.10976	0.00220	0.00220	1.96695	0.00000
0.29106	0.02018	0.02018	6.48436	0.00041	0.13780	0.00196	0.00196	1.39988	0.00000
0.29361	0.02440	0.02440	7.67216	0.00060	0.17168	0.00246	0.00246	1.41128	0.00001
0.30252	0.01997	0.01997	6.19282	0.00040	0.18972	0.00321	0.00321	1.66405	0.00001
0.33196	0.00147	0.00147	0.44326	0.00000	0.22681	0.00232	0.00232	1.01352	0.00001
0.34560	-0.00139	0.00139	0.40313	0.00000	0.25771	0.00179	0.00179	0.68897	0.00000
0.35454	0.00022	0.00022	0.06238	0.00000	0.28382	0.00032	0.00032	0.11350	0.00000
0.36416	0.00104	0.00104	0.28397	0.00000	0.30642	-0.00012	0.00012	0.04047	0.00000
0.37971	0.00552	0.00552	1.43231	0.00003	0.33379	0.00420	0.00420	1.24212	0.00002
0.51438	-0.01103	0.01103	2.19134	0.00012	0.07783	-0.00821	0.00821	11.79062	0.00007
0.50245	0.00871	0.00871	1.70342	0.00008	0.10860	0.00388	0.00388	3.44816	0.00002
0.49956	0.01918	0.01918	3.69715	0.00037	0.13735	0.00507	0.00507	3.56231	0.00003
0.50860	-0.19059	0.19059	59.93155	0.03632	0.17216	0.00198	0.00198	1.13566	0.00000
0.52082	0.01672	0.01672	3.10980	0.00028	0.19058	0.00453	0.00453	2.32274	0.00002
0.55567	0.00012	0.00012	0.02141	0.00000	0.22771	0.00296	0.00296	1.28113	0.00001
0.57341	0.00041	0.00041	0.07223	0.00000	0.25800	0.00325	0.00325	1.24411	0.00001
0.58772	0.00362	0.00362	0.61206	0.00001	0.28366	0.00114	0.00114	0.40019	0.00000
0.60744	0.00106	0.00106	0.17411	0.00000	0.30595	-0.00100	0.00100	0.32636	0.00000
0.63324	0.00886	0.00886	1.38009	0.00008	0.33435	0.00382	0.00382	1.12982	0.00001
0.71373	-0.00941	0.00941	1.33503	0.00009	0.07638	-0.01153	0.01153	17.78023	0.00013
0.70696	0.00850	0.00850	1.18890	0.00007	0.10766	-0.00028	0.00028	0.26317	0.00000
0.70895	0.01733	0.01733	2.38696	0.00030	0.13708	0.00218	0.00218	1.56869	0.00000
0.72405	0.01805	0.01805	2.43284	0.00033	0.17277	0.00236	0.00236	1.35030	0.00001
0.73917	0.01329	0.01329	1.76730	0.00018	0.19151	0.00348	0.00348	1.78579	0.00001
0.77850	-0.00057	0.00057	0.07276	0.00000	0.22859	0.00088	0.00088	0.38440	0.00000
0.80202	0.00093	0.00093	0.11620	0.00000	0.25823	-0.00141	0.00141	0.54982	0.00000
0.82333	0.00485	0.00485	0.58568	0.00002	0.28350	0.00405	0.00405	1.40848	0.00002
0.85147	0.00033	0.00033	0.03935	0.00000	0.30546	-0.00189	0.00189	0.62117	0.00000
0.89177	0.00674	0.00674	0.75081	0.00005	0.33515	0.00038	0.00038	0.11366	0.00000

1.01427	-0.00746	0.00746	0.74067	0.00006	0.07466	-0.00334	0.00334	4.68413	0.00001
1.01520	0.00720	0.00720	0.70455	0.00005	0.10665	0.00075	0.00075	0.69783	0.00000
1.02421	0.01272	0.01272	1.22682	0.00016	0.13699	-0.00083	0.00083	0.60921	0.00000
1.04753	0.01276	0.01276	1.20307	0.00016	0.17385	0.00392	0.00392	2.20353	0.00002
1.06633	0.00874	0.00874	0.81282	0.00008	0.19299	-0.00067	0.00067	0.34580	0.00000
1.11139	-0.00007	0.00007	0.00682	0.00000	0.22982	-0.00311	0.00311	1.36986	0.00001
1.14587	0.00104	0.00104	0.09060	0.00000	0.25854	0.00058	0.00058	0.22548	0.00000
1.18101	0.00118	0.00118	0.09946	0.00000	0.28325	-0.00203	0.00203	0.72155	0.00000
1.21726	-0.00123	0.00123	0.10136	0.00000	0.30471	-0.00396	0.00396	1.31798	0.00002
1.28501	-0.00109	0.00109	0.08521	0.00000	0.33660	0.00225	0.00225	0.66508	0.00001
1.51802	-0.00781	0.00781	0.51724	0.00006	0.07298	-0.00166	0.00166	2.33364	0.00000
1.53122	-0.00048	0.00048	0.03158	0.00000	0.10594	-0.00313	0.00313	3.04764	0.00001
1.55077	0.00573	0.00573	0.36825	0.00003	0.13756	0.00157	0.00157	1.12591	0.00000
1.58559	0.00231	0.00231	0.14547	0.00001	0.17597	-0.01035	0.01035	6.25088	0.00011
1.60934	0.00312	0.00312	0.19385	0.00001	0.19550	-0.00754	0.00754	4.01341	0.00006
1.66452	-0.00036	0.00036	0.02182	0.00000	0.23163	-0.01308	0.01308	5.98687	0.00017
1.72116	-0.00211	0.00211	0.12294	0.00000	0.25907	-0.00513	0.00513	2.02175	0.00003
1.78260	-0.00868	0.00868	0.48927	0.00008	0.28279	0.00203	0.00203	0.71115	0.00000
1.82524	-0.00120	0.00120	0.06601	0.00000	0.30357	-0.00282	0.00282	0.93933	0.00001
1.93363	-0.00649	0.00649	0.33663	0.00004	0.33852	0.00584	0.00584	1.69681	0.00003
2.02299	-0.00937	0.00937	0.46546	0.00009	0.07269	-0.00137	0.00137	1.91713	0.00000
2.04713	-0.00021	0.00021	0.01051	0.00000	0.10626	0.00984	0.00984	8.47364	0.00010
2.07552	-0.00365	0.00365	0.17592	0.00001	0.13877	0.00706	0.00706	4.84179	0.00005
2.11981	-0.00315	0.00315	0.14911	0.00001	0.17822	-0.00717	0.00717	4.19023	0.00005
2.14838	0.00334	0.00334	0.15553	0.00001	0.19791	0.00194	0.00194	0.96949	0.00000
2.21856	0.00343	0.00343	0.15425	0.00001	0.23326	-0.01145	0.01145	5.16302	0.00013
2.29899	-0.00450	0.00450	0.19582	0.00002	0.25972	-0.00216	0.00216	0.83676	0.00000
2.37754	-0.01658	0.01658	0.70212	0.00027	0.28232	-0.00106	0.00106	0.37582	0.00000
2.43959	-0.00754	0.00754	0.31005	0.00006	0.30312	-0.00237	0.00237	0.78854	0.00001
2.55805	0.00370	0.00370	0.14409	0.00001	0.33893	-0.01068	0.01068	3.25216	0.00011
3.02497	-0.00455	0.00455	0.15056	0.00002	0.07511	-0.00379	0.00379	5.31141	0.00001
3.06666	0.00295	0.00295	0.09626	0.00001	0.10867	-0.00189	0.00189	1.77350	0.00000
3.10985	0.01003	0.01003	0.32145	0.00010	0.14180	0.00846	0.00846	5.62708	0.00007
3.17472	-0.00425	0.00425	0.13402	0.00002	0.18232	-0.00247	0.00247	1.37518	0.00001
3.21837	0.00578	0.00578	0.17910	0.00003	0.20217	-0.02652	0.02652	15.09834	0.00070
3.33246	-0.00536	0.00536	0.16100	0.00003	0.23637	-0.00252	0.00252	1.07680	0.00001
3.43867	0.00811	0.00811	0.23523	0.00007	0.26073	0.00380	0.00380	1.43544	0.00001
3.54187	0.00081	0.00081	0.02275	0.00000	0.28252	0.00846	0.00846	2.90758	0.00007
3.70298	-0.05490	0.05490	1.50475	0.00301	0.30682	-0.00607	0.00607	2.01764	0.00004
3.84257	0.01825	0.01825	0.47254	0.00033	0.34162	0.01668	0.01668	4.65611	0.00028
4.02008	0.04119	0.04119	1.01441	0.00170	0.07358	-0.01576	0.01576	27.26166	0.00025
4.07833	-0.03762	0.03762	0.93099	0.00142	0.10622	-0.00771	0.00771	7.82206	0.00006
4.13906	-0.00092	0.00092	0.02222	0.00000	0.13938	0.01898	0.01898	11.98234	0.00036
4.23183	-0.00183	0.00183	0.04329	0.00000	0.18108	-0.02434	0.02434	15.53205	0.00059
4.29220	-0.01165	0.01165	0.27219	0.00014	0.20148	-0.01626	0.01626	8.78081	0.00026
4.42381	0.03146	0.03146	0.70618	0.00099	0.23501	-0.00128	0.00128	0.54925	0.00000

4.54960	-0.00358	0.00358	0.07893	0.00001	0.25938	-0.02158	0.02158	9.07322	0.00047
4.73686	-0.01192	0.01192	0.25211	0.00014	0.28525	0.01380	0.01380	4.61497	0.00019
4.86462	-0.00051	0.00051	0.01045	0.00000	0.30735	-0.00660	0.00660	2.19355	0.00004
5.23705	-0.11904	0.11904	2.32579	0.01417	0.35158	-0.00663	0.00663	1.92213	0.00004
5.03356	0.01762	0.01762	0.34872	0.00031	0.05887	-0.00887	0.00887	17.74110	0.00008
5.11217	-0.00638	0.00638	0.12487	0.00004	0.08924	0.01687	0.01687	15.89545	0.00028
5.18962	-0.03060	0.03060	0.59305	0.00094	0.12121	0.02544	0.02544	17.34994	0.00065
5.29528	0.02330	0.02330	0.43801	0.00054	0.16256	0.03076	0.03076	15.90901	0.00095
5.35651	-0.01793	0.01793	0.33594	0.00032	0.18277	-0.01675	0.01675	10.08768	0.00028
5.51151	-0.00727	0.00727	0.13215	0.00005	0.21663	0.01015	0.01015	4.47746	0.00010
5.72078	0.01424	0.01424	0.24819	0.00020	0.24443	-0.00746	0.00746	3.14649	0.00006
5.86087	0.03036	0.03036	0.51537	0.00092	0.26699	-0.00043	0.00043	0.16043	0.00000
6.04053	-0.00032	0.00032	0.00542	0.00000	0.29159	0.00346	0.00346	1.17101	0.00001
6.42537	0.00005	0.00005	0.00076	0.00000	0.33493	-0.00003	0.00003	0.00967	0.00000
		MAE	**MAPE**	**MSE**			**MAE**	**MAPE**	**MSE**
Ortalama		0.01217	2.39610	0.00069			0.00594	3.99116	0.00008
			RMSE	0.02624				**RMSE**	0.00874

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler	
Adı Soyadı	Melda Yücel
Doğum Yeri	Bağcılar-İSTANBUL
Doğum Tarihi	01.11.1995
Uyruğu	☑ T.C. ❒ Diğer:
Telefon	
E-Posta Adresi	melda.yucel@yahoo.com.tr
Web Adresi	



Eğitim Bilgileri	
Lisans	
Üniversite	İstanbul Üniversitesi
Fakülte	Mühendislik Fakültesi
Bölümü	Endüstri Mühendisliği
Mezuniyet Yılı	26.06.2017

Yüksek Lisans	
Üniversite	İstanbul Üniversitesi-Cerrahpaşa
Enstitü Adı	Lisansüstü Eğitim Enstitüsü
Anabilim Dalı	İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı
Programı	İnşaat Mühendisliği

Makale ve Bildiriler

1. SCI, SSCI, AHCI İndekslerine giren dergilerde yayınlanan makaleler:

Yucel, M., Bekdaş, G., Nigdeli, S.M., Sevgen, S., 2019, Estimation of optimum tuned mass damper parameters via machine learning, *Journal of building engineering* 100847, (doi.org/10.1016/j.jobe.2019.100847)

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.

2. 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 ısolation 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 (accepted).

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 (accepted).

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 (accepted).