



T.C.
MUŞ ALPARSLAN ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**SEZGİSEL ÜSTÜ ALGORİTMA TEMELLİ
YAPAY SİNİR AĞLARI KULLANARAK,
BİNALARDA OPTİMAL ENERJİ
KULLANIMINI TAHMİNLEME**

Fuat ÇETİN

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**Nükleer Enerji ve Enerji Sistemleri Anabilim
Dalı**

Temmuz 2025
MUŞ
Her Hakkı Saklıdır



T.C.
MUŞ ALPARSLAN ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**SEZGİSEL ÜSTÜ ALGORİTMA TEMELLİ
YAPAY SİNİR AĞLARI KULLANARAK,
BİNALARDA OPTİMAL ENERJİ
KULLANIMINI TAHMİNLEME**

Fuat ÇETİN

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**Nükleer Enerji ve Enerji Sistemleri Anabilim
Dalı**

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Erdal EKER

Jüri Üyesi: Doç. Dr. Davut İZCİ

Jüri Üyesi:Dr. Öğr. Üyesi İhsan TUGAL

Jüri Üyesi:Dr. Öğr. Üyesi Erdal EKER

Temmuz 2025
MUŞ
Her Hakkı Saklıdır

ÖZET

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Sezgisel Üstü Algoritma Temelli Yapay Sinir Ağları Kullanılarak, Binalarda Optimal Enerji Kullanımını Tahminleme

Fuat ÇETİN

Muş Alparslan Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Nükleer Enerji ve Enerji Sistemleri Anabilim Dalı

Danışman: Dr. Öğretim Üyesi Erdal EKER

Bu tez, enerji ile ilgili sorunları ele almak için sezgisel üstü algoritmalarla desteklenen yapay sinir ağlarının (YSA) uygulanmasını araştırmaktadır. Enerji verimliliğinin önemini vurgulamakta ve akıllı binalarda ısıtma, havalandırma ve iklimlendirme (HVAC) sistemlerinin enerji kullanımı üzerindeki etkisini araştırmaktadır. Araştırma, yapılardaki ısı yükünü (HL) ve soğutma yükünü (CL) en aza indirmenin nasıl enerji tasarrufu sağlayabileceğini detaylandırmaktadır. Çalışmada, enerji verimliliğini artırmak için Karşıtlık Tabanlı Öğrenmeyi (OBL) Çok Katmanlı Algılayıcı (MLP) modeliyle bütünleştiren HGS algoritması (OBL-HGS) kullanılmıştır. OBL-HGS algoritmasının HGS algoritmasının sınırlamalarını aştığı ve karmaşık optimizasyon senaryolarında olağanüstü iyi performans gösterdiği bulunmuştur. Araştırma, UCI Enerji Verimliliği veri setini kullanarak binalardaki HL ve CL değerlerini tahmin ediyor ve OBL-HGS-MLP modelinin geleneksel HGS ve geleneksel yöntemlere kıyasla üstün doğruluk ve genelleme elde ettiğini gösteriyor. Sonuçlar, OBL-HGS algoritmasının MLP ile birleştirilmesinin enerji verimliliğini optimize etmek için yeni bir strateji sağladığını ve enerji yönetimi ve sürdürülebilirlik konusunda yeni perspektifler sunduğunu göstermektedir. Tez, enerji verimli akıllı binalar tasarlamayı ve HVAC sistemlerinde enerji yükü tahminini iyileştirmeyi amaçlamaktadır. Bu bağlamda, geliştirilen modelin HVAC sistemlerinde istenen verimliliğin elde edilmesinde bina tasarımcılarına yardımcı olabileceği iddia edilmekte ve küresel enerji krizinin ortasında iklim kontrol kalitesini artırmak için bina tasarımında uygun çevresel kontrol ekipmanlarının seçilmesinin önemi vurgulanmaktadır.

2025, 34 Sayfa

Anahtar Kelimeler: Enerji Verimliliği, HVAC , İklimlendirme, Sezgisel üstü Algoritmalar,

ABSTRACT

MS THESIS

Predicting Optimal Energy Usage in Buildings Using Artificial Neural Networks

Based on Heuristic Algorithms

Fuat ÇETİN

Muş Alparslan University

Natural and Applied Science

Department of Nuclear Energy and Energy Systems

Advisor: Assist. Prof. Dr. Erdal EKER

This thesis investigates the networks of artificial neural networks (ANNs) that are purposed to address energy-related issues. The expansion of the energy system is investigated in the cooling and air conditioning of heating, ventilation and air conditioning (HVAC) energy usage in smart buildings. The research details how minimizing heat storage (HL) and cooling load (CL) in the building can save energy. The study uses the OBL-HGS integrated region (OBL-HGS) with the Multi-Layer Perceptron (MLP) model to increase the energy utilization. It is seen that the OBL-HGS software overcomes the limitations of the HGS software and performs exceptionally well in complex view scenarios. The research estimates the HL and CL values in buildings using the UCI Energy Efficiency dataset and shows that the OBL-HGS-MLP model achieves superior accuracy and generalization compared to the traditional HGS and conventional methods. The results show that combining OBL-HGS applications with MLP provides a new strategy demonstration for optimizing energy distribution and new perspectives on energy management and sustainability. The thesis allows to design energy-efficient smart buildings and to estimate energy load in HVAC systems. It is claimed that this flexible, regular model can help building designers to achieve desired changes in HVAC systems and emphasizes the importance of using appropriate cooling control equipment in building design for the moderate climate control constraint of global energy crises.

2025, 34 Pages

Keywords: Energy Efficiency, HVAC, Air Conditioning, Metaheuristic Algorithms,

TEŐEKKÜR

Yaptığım alıŐmanın yřrřtřlmesinde her daim yanımda olan deęerli danıŐman hocam Sayın Dr. Őđr. Őyesi Erdal EKER hocama , daima yanımda olan sevgili aileme sonsuz teŐekkřrlerimi sunarım.

Fuat ETİN
MUŐ-2025



İÇİNDEKİLER

ÖZET	iv
ABSTRACT	v
ÖNSÖZ ya da TEŞEKKÜR	vi
İÇİNDEKİLER	vii
SİMGELER ve KISALTMALAR	viii
ŞEKİLLER DİZİNİ	ix
ÇİZELGELER DİZİNİ	x
1. GİRİŞ	1
1.1 Akıllı Binalarda Enerji Tüketimi	3
1.2 Sezgisel Üstü Algoritma Temelli Yapay Sinir Ağları ile Enerji Problemlerinin Optimizasyonu	5
2. KAYNAK ARAŞTIRMASI	8
2.1 Makine Öğrenme Algoritmaları Kaynak Araştırması	8
2.2 Sezgisel Üstü Algoritmalar ile İlgili Kaynak Araştırması	8
2.3 HVAC ile İlgili Kaynak Araştırması	9
2.4 Enerji Verimlilik Problemi ile İlgili Kaynak Araştırması	9
3. MATERYAL ve YÖNTEM	11
3.1 Sezgisel Üstü Algoritmalar	11
3.2 Sezgisel Üstü Algoritmaların Modellemesi	12
3.3 HGS Algoritması	14
3.4 Muhalefet Temelli Öğrenme ile HGS Algoritmasının Hibritleştirilerek Geliştirilmesi.....	16
3.5 MLP Eğitimi	18
3.6 Enerji Verimlilik Problemi	19
4. ARAŞTIRMA SONUÇLARI ve TARTIŞMA	21
4.1 OBL-HGS-MLP Eğitimi.....	21
5. SONUÇLAR ve ÖNERİLER	27
5.1 Sonuçlar	27
5.2 Öneriler	27
KAYNAKÇA	30
ÖZGEÇMİŞ	34

SİMGELER ve KISALTMALAR

Kısaltmalar

ANFIS:	:	Adaptif Nöro-Bulanık Çıkarım Sistemi
ANN	:	Artificial Neural Networks
BP	:	Geri Yayılım
BREEAM	:	Building Research Establishment Environmental Assessment Method
Casbee	:	Comprehensive Assessment Systemfor Built Environment Efficiency
CL	:	Soğutma Yüğü
DGNB	:	Deutsches Gesellschaftfür Nachhaltiges Bauene
ELM	:	Ekstreme Learning Machine
EM	:	Beklenti-Maksimizasyon
FL	:	Bulanık Mantık
GA	:	Genetik Algoritmalar
GP	:	Genetik Programlama
HGS	:	Hunger Games Search
HL	:	Isıtma Yüğü
HVAC	:	Heating Ventilating and Air Conditioning
IISBE	:	International Initiative for Sustainable Built Environment
LEED	:	Leadership in Energy and Environmental Design
MLP	:	Çok Katmanlı Algılayıcı
PSO	:	Parçacık Sürüsü Optimizasyonu
RBF	:	Radyal Temel Fonksiyon
SA	:	Simüle Edilmiş Tavlama
SPEA-LS	:	Yerel Arama ile Güç Pareto Evrimsel Algoritması
SSA	:	Salp Swarm Algorithm
SVM	:	Destek Vektör Makinesi
YSA	:	Yapay Sinir Ağları

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 3.1.HGS simülasyonu.....	13
Şekil 3.2. OBL stratejisi	15
Şekil 3.3. Yapay sinir ağı yapısı.....	16
Şekil 3.4. Eğitim döngüsü	17
Şekil 4.1. OBL-HGS danışmanlığında veri optimizasyon süreci	19
Şekil 4.2. OBL-HGS ROC eğrisi ve AUC (CL)	20
Şekil 4.3. OBL-HGS ROC eğrisi ve AUC (HL)	21
Şekil 4.4. Soğuk hava için kutu grafiği	21
Şekil 4.5.Sıcak hava kutu grafiği.....	22
Şekil 4.6. Soğuk hava için yakınsama eğrisi	23
Şekil 4.7. Sıcak hava için yakınsama eğrisi	23

ÇİZELGELER DİZİNİ

Tablo 3.1. Enerji Verimliliği data setinin özellikleri	17
---	----

1. GİRİŞ

Enerji talebi, günlük kullanım ve kurum ve kuruluşların ekonomik faaliyetlerini sürdürmesi için talep edilen enerji miktarıdır (Yılmaz, 2010). Bir ülkenin enerji talebinin belirlenmesinde başlıca etkenler, gelir düzeyi, ekonomik yapısı, coğrafi koşulları ve mevcut teknoloji düzeyidir. Bu faktörler, enerji tüketim desenlerini ve toplam talep miktarını doğrudan etkilemektedir (Çermikli ve Öztürkler, 2010). Sanayileşme hızının arttığı ülkelerde enerji talebinde de artışlar kaçınılmaz hale gelir. Genellikle gelişmiş ülkelerin enerji tüketimi, gelişmekte olan ülkelere göre daha yüksektir (Bahar, 2005).

Sanayi devrimi sonrası dünya genelinde enerji talebi hızla artmıştır. Enerji tüketimindeki hızlı artışın ardından, enerji rezervlerinin tükenme eğilimi göstermesi, enerji kaynaklarının sınırlı coğrafi bölgelerde yoğunlaşması ve çevresel kirliliğin artması gibi unsurlar, ülkeleri alternatif enerji kaynaklarına yönelmeye zorlamıştır. Bu yönelimin temelinde, enerjinin sosyoekonomik kalkınmanın sağlanmasında ve üretim süreçlerinin sürdürülebilirliğinde vazgeçilmez bir girdi olarak görülmesi yatmaktadır (Mucuk ve Uysal, 2009). Enerji, tüm ülkeler için üretimde kritik bir girdi olup, ekonomilerinin büyümesine bağlı olarak ihtiyacı artmaktadır. Ekonomik büyüme ile birlikte enerji tüketimindeki artış, bir ülkenin kalkınmışlık seviyesinin göstergelerinden biri haline gelmiştir. Ayrıca, enerji tüketimiyle ilgili politikaların belirlenmesi, ülke yönetimleri için önemli bir konu haline gelmiştir (Korkmaz ve Yılıgör, 2011).

Özellikle gelişmekte olan ülkelere, hızlı nüfus artışıyla birlikte yaşam standartlarını yükseltme ve sanayileşme süreçlerini hızlandırma çabaları, enerji tüketiminde dikkate değer düzeyde hızlı ve yoğun artışlara neden olmaktadır. Bu ülkelerin, ekonomilerini sürdürülebilir şekilde büyütebilmeleri için zamanında ve uygun enerji politikaları belirlemeleri gerekmektedir. Bu nedenle, birincil enerji kaynaklarının arz ve talep projeksiyonlarının düzenli ve sürekli olarak belirlenmesi büyük önem taşır (Albayrak, 2010).

Enerji sektörü, tüm sektörler için büyük bir öneme sahiptir ve gelişen ekonomiyle birlikte büyümekte ve giderek daha pahalı hale gelmektedir. Gelişmekte olan ülkelerin sanayileşme çabaları ve gelişmiş ülkelere sosyal refah ile teknolojinin artırılması amacıyla enerji talepleri sürekli bir artış göstermektedir. Artan enerji talebinin büyük ölçüde yenilenemez enerji kaynaklarından karşılanması ve bu

kaynakların uzun vadede tükeneceği gerçeği, enerji sorunlarının gelecekte daha da büyüyeceğini göstermektedir (Gülcü, 2010). Ülkelerin enerji talep artış nedenlerinin detaylı bir şekilde belirlenmesi, enerji üretim eğilimlerinin ve sektörlerin kullanım düzeylerinin düzenli olarak izlenmesi, talep projeksiyonlarının daha güvenilir hale gelmesini sağlayacaktır -(Denizbilen, 2023).

18.yüzyılın ikinci yarısındaki sanayi devrimi, kentlerdeki iş gücü ihtiyacını artırmış, kırsalda ekonomik zorluklar ve tarımda makinelerin yaygınlaşması, insanların kentlere göç etmesine neden olmuştur. Bu süreç, teknolojinin gelişmesiyle birlikte enerji ihtiyacının hızla artmasına yol açmıştır. Dünya genelinde üretilen ve tüketilen enerji miktarı, 35 yıl öncesinin iki katını geçmiştir. Ayrıca, enerji kullanım miktarı, ülkelerin gelişmişlik düzeylerini belirlemede kullanılan temel göstergelerden biri haline gelmiştir (Kalinda ve ark., 2013).

Fosil yakıtların tükenebilir olduğu gerçeğinin anlaşılması ve 1973 ile 1979 yıllarında yaşanan petrol krizleri, 1980'lerde enerji tasarrufu konusunu gündeme getirmiştir. Bu dönemde, "Geri Dönüşümlü" ve "Doğada Kolay Çözülen" etiketli ürünlerin tüketimi artmış, enerji tasarrufu sağlayan mekanik tesisatlar tercih edilmeye başlanmıştır. Aynı zamanda, "sorumluluğu yerine getirmiş olma" tatmini arayışı, mekânlarda yalıtımın önemini artırmış ve iç-dış çevre ilişkilerinde enerji tasarrufu sağlama çabası öne çıkmıştır. Bu anlayış, doğayla uyumlu, enerji tasarruflu ve çevreye karşı dayanıklı yapılar inşa etme yaklaşımını güçlendirmiştir (Anbarcı ve ark., 2012).

Günümüzde enerji tüketiminde israfı önleme, sürdürülebilir enerji üretimine yönelme ve daha az kaynakla daha verimli olma prensipleri ön plandadır. İç ve dış çevre ilişkilerinde, tamamen yalıtılmış ve kapalı binalar yerine, atmosferle etkileşimde bulunan "nefes alan" yapılar tasarlanmaktadır. Ayrıca, mekanik sistemlerin enerji tüketimini azaltmanın yanı sıra, doğal sistemlerin uygulanabilirliği üzerine de çalışmalar yapılmaktadır. Günümüz iletişim teknolojileri, veri transferleri ve elektrik hızındaki bilgi paylaşımı sayesinde, su, elektrik ve gaz tüketiminin hızlı bir şekilde ölçülüp fiyatlandırılması mümkün hale gelmiş ve kullanıcıların enerji tüketimini daha iyi kontrol etmelerine olanak tanımıştır (Anbarcı ve ark., 2012).

Konut binaları, dünya enerji tüketiminin büyük bir kısmını oluşturmaktadır. Bu binalarda enerji israfına neden olan önemli faktörlerden biri, verimsiz tüketim alışkanlıkları ve geleneksel yapım teknolojisidir. Küresel ısınmanın, iklim

değişikliklerinin ve enerji kaynaklarının tükenmesinin önemli nedenlerinden biri olan inşaat sektörü, bu olumsuz etkileri azaltmak için doğayla uyumlu, sürdürülebilir ve çevre dostu yeşil binalar geliştirmektedir. Yeşil bina özelliklerine sahip yapılar için çeşitli sertifikasyon sistemleri geliştirilmiştir. En yaygın olanları arasında BREEAM (Building Research Establishment Environmental Assessment Method), LEED (Leadership in Energy and Environmental Design), DGNB (Deutsches Gesellschaft für Nachhaltiges Bauene.V.), IISBE (International Initiative for Sustainable Built Environment), Greenstar (Environmental Rating System for Buildings) ve Casbee (Comprehensive Assessment System for Built Environment Efficiency) bulunmaktadır (Anbarcı ve ark., 2012).

Türkiye’de enerji tüketiminin tarihsel gelişimi incelendiğinde, 1980 sonrası dönemde uygulanan ekonomik politikalarla birlikte kırsal nüfusun kentlere yönelen yoğun göçü ve sanayi ile hizmet sektörlerindeki büyüme, enerji talebinde kayda değer bir artışa yol açmıştır. Ekonomik yapıda meydana gelen bu dönüşüm, enerji tüketiminin artmasına neden olmuş; bu durum, özellikle petrol, doğalgaz ve kömür gibi fosil yakıtlara olan talebin belirgin biçimde yükselmesine neden olmuştur (Mucuk ve Uysal, 2009).

1.1. Akıllı Binalarda Enerji Tüketimi

Enerji verimliliği, binalarda yaşam ve hizmet kalitesini ya da sanayi işletmelerinde üretim kalitesi ve miktarını düşürmeden, birim veya ürün başına enerji tüketimini azaltma kavramını ifade eder (Heperkan ve ark., 2020). Yalıtım açısından öncelikli olarak çatı yalıtımı öne çıkar. Kışın iç ortamın ısınması için, çatının yalıtım özellikleri büyük önem taşır çünkü ısınan hava yükselir. Ayrıca, pencere ve kapıların hava sızdırmaz olması da kritik bir faktördür. Bu nedenle, günümüzde ısı camı ve benzeri teknolojilerin kullanımı yaygınlaşmış ve ısı kayıpları azaltılmıştır (Önal ve Heperkan, 2023).

Binalar, küresel enerji tüketiminin yaklaşık üçte birini oluşturarak enerji talebinde önemli bir paya sahiptir. Bu kapsamda, yenilenebilir enerji kaynaklarının kullanımının teşvik edilmesi ve binaların enerji performansının sürdürülebilirlik ilkeleri doğrultusunda iyileştirilmesi büyük önem arz etmektedir. Bu çerçevede, akıllı binalar enerji verimliliğinin artırılmasında kritik bir rol üstlenmektedir. İklim koşulları, mimari tasarım ve yalıtım standartları göz önünde bulundurularak; ısıtma, soğutma,

havalandırma, aydınlatma, sıcak su temini ve CO₂ emisyonlarının azaltılmasına yönelik çeşitli teknik ve yapısal iyileştirmeler gerçekleştirilmektedir (Önal ve Heperkan, 2023).

Binalarda enerji verimliliği sağlamak için kullanılan teknolojilere örnek olarak ısı pompaları, kojenerasyon sistemleri, yenilenebilir enerji kaynakları, yoğunlaşma kombiler ve kazan sistemleri verilebilir. Isı pompaları, ısıyı bir kaynaktan başka bir kaynağa aktaran cihazlardır. Termodinamik prensiplere göre, enerjiyi düşük sıcaklıklı bir ortamdan yüksek sıcaklıklı bir ortama taşımak için harici bir enerji kaynağı gereklidir. Geleneksel ısı pompaları genellikle elektrik enerjisiyle çalışan kompresörler kullanır. Isı pompaları, ısıyı çektikleri ve transfer ettikleri ortamlarına göre sınıflandırılır; ısı kaynağı olarak hava, su veya toprak kullanılabilirken, ısı transferi genellikle hava veya su aracılığıyla yapılır (Önal ve Heperkan, 2023).

İklimlendirme, kapalı bir ortamın sıcaklık, nem, hava temizliği ve hava akışını insan sağlığı ve konforu ya da endüstriyel işlemler için en uygun seviyelerde tutmayı amaçlayan havanın şartlandırılmasıdır (Doğmuş ve ark., 2005).

Enerjinin etkin ve verimli kullanımını sağlamak için, iklimlendirme sistemlerinin performans ve işletme stratejilerinin sürekli olarak analiz edilmesi önemlidir. Konutlar ve ticari binalarda HVAC sistemlerinin enerji ihtiyacı, binaların toplam enerji tüketiminin yaklaşık yarısını oluşturmaktadır (Handbook, 1996). Tasarım koşullarında belirlenen yüke göre kurulan HVAC ekipmanlarının sabit debide çalıştırılması, sistemin gün boyunca toplam yükün %30 seviyesine düştüğü durumlarda bile her zaman maksimum güç kullanımını gerektirir (Eskin, 2001).

Gelişen teknolojiyle birlikte mikroişlemcili ve bilgisayarlı sistemler yaygın olarak kullanılmaya başlanmıştır. Pnömatik ve elektrikli kontrol yöntemlerinde sistemler genellikle açma/kapama şeklinde çalışır ve bu nedenle istenen hassasiyeti sağlayamaz. Elektronik sistemler oransal kontrol sunabilse de, mikroişlemcili kontrol sistemlerinin sağladığı hassasiyeti sunamaz. Günümüzdeki kontrol yöntemlerinden biri olan Yapay Sinir Ağları, birçok farklı alanda kullanılmaktadır. Akıllı sistemler olarak bilinen Yapay Sinir Ağları, tekstil fabrikalarında olduğu gibi, nem ve sıcaklık kontrolü gibi uygulamalarda da etkin bir şekilde kullanılabilir (Şekkeli ve ark., 2007).

Enerji verimliliğini maksimize etmek için binalardaki ısıtma ve soğutma yüklerinin tahmininde Makine Öğrenmesi tekniklerinin başarılı olduğu görülmektedir. Bir binada bulunan dairelerin yapısı ve düzeni, enerji tüketiminde önemli bir rol

oyunmaktadır (Al-Rakhami ve ark., 2019; Eker ve ark., 2024). Ayrıca, binanın yüzey alanı, duvarların ve camların büyüklüğü gibi birçok faktör de enerji tüketimini etkiler. Isıtma yükü, oda sıcaklığını normal seviyede tutmak için gereken ısı miktarını ifade ederken, soğutma yükü ise dışarıya atılması gereken enerjiyi temsil eder (Sajjad ve ark., 2020).

Akıllı binalarda enerji verimliliğini artırmak amacıyla, sadece binanın şekli ve cephesi değil, aynı zamanda daire içindeki nem miktarı, hava kalitesi ve ortam sıcaklığı gibi faktörler de göz önünde bulundurularak kontrol parametrelerinde iyileştirmeler yapılmaktadır. Makine Öğrenimi teknikleri, istatistiksel yöntemlerin temellerine dayandığı için bu tür tahmin gerektiren çalışmalarda oldukça etkili bir şekilde kullanılabilir (Zengin ve Keser, 2023).

Günümüzde sensör ağları ve nesnelerin internetindeki gelişmeler, veri üretim hızını olağanüstü derecede artırmıştır; bu nedenle, bu verilerin saklanmasına yönelik teknolojiler de büyük bir gelişim göstermiştir. Ayrıca, üretilen verilerden anlamlı bilgiler elde etmek için istatistiksel makine öğrenmesi yöntemleri ve makine öğrenmesinin bir alt grubu olan, beyin yapısını taklit eden yapay sinir ağları (YSA) ve derin öğrenme tekniklerinde de önemli ilerlemeler kaydedilmiştir. Özellikle derin öğrenme tekniklerinin yapısal olmayan veri kümelerindeki başarıları, bu alana olan ilgiyi artırmıştır (Çayır ve ark., 2018; Eker ve ark., 2023).

1.2. Sezgisel Üstü Algoritma Temelli Yapay Sinir Ağları ile Enerji Problemlerinin Optimizasyonu

Binalar, dünya genelindeki toplam enerji tüketiminin ve sera gazı emisyonlarının yaklaşık %30'unu temsil etmektedir (Barden, 2013). Binalarda geçirilen sürenin artmasıyla birlikte, bu oranın da yükselmesi öngörülmektedir (Pérez-Lombard ve ark., 2008).

Gelişmiş ülkelerde binaların enerji tüketiminin yaklaşık %50'sini Isıtma, Havalandırma ve Klima (HVAC) sistemleri oluşturur (Pérez-Lombard ve ark., 2008). Termal konfor ve kabul edilebilir hava kalitesini sağlamakla sorumlu olan HVAC sistemleri genellikle, iç hava sıcaklığına dayalı olarak besleme hava akışını ve sıcaklığını ayarlayan tek döngülü negatif geri besleme kontrol yöntemini kullanır (Haines ve Myers, 2007). HVAC kontrolörleri, sıcaklık ayar noktası ile termostat ölçümleri arasındaki farkı belirli bir eşik değerinin (yani ölü bant) altında tutmayı

amaçlar. Ayrıca, HVAC sistemleri kabul edilebilir hava kalitesini sağlamak için gerekli olan minimum hava akış hızlarını sağlar (Ghahramani ve ark., 2017). Termostat ölçümü ile ayar noktası arasındaki fark ölü banttan daha küçük olduğunda, HVAC sistemi kontrol parametrelerini (örneğin, sıcaklık ayar noktalarını) dinamik faktörlere (örneğin, hava değişimleri) göre ayarlayabilir. Bu, enerji tüketimini önemli ölçüde azaltabilir. Ancak, optimum parametreleri belirlemenin zorluğu nedeniyle bu kontrol parametreleri genellikle sabit kalır. Sıcaklık ayar noktalarının dinamik olarak ayarlanmasına olanak tanıyan kontrol politikaları, iklime, bina boyutuna ve inşaat malzemelerine bağlı olarak enerji tasarrufunu %37'ye kadar artırabilir (Ghahramani ve ark., 2016). HVAC enerji verimliliğini artırmaya yönelik kontrol politikaları iki ana kategoriye ayrılır: model tabanlı ve veri odaklı. Model tabanlı kontrol politikaları, matematiksel modellerin oluşturulmasını gerektirir ve bina ile HVAC sisteminin özelliklerini kullanarak kontrol kuralları geliştirir. Bu kurallar, mevcut kontrol döngülerini değiştirerek veya yenilerini oluşturarak HVAC operasyonlarını etkiler. Ancak, bu yaklaşımda kullanılan matematiksel modeller genellikle erişimi zor ve bir binanın yaşam döngüsü boyunca zamanla değişkenlik gösterebilir (Nassif ve Moujaes, 2008). Ayrıca, model tabanlı kontrol politikalarının genellikle geri bildirim tabanlı bir kontrol mantığı oluşturmak için mevcut kontrol döngülerinde değişiklikler yapmayı gerektirdiği ve bu nedenle farklı HVAC sistemlerinde uygulanmasının daha zor olduğu belirtilmelidir. Veri odaklı politikalar, HVAC sistemlerinin performansını; sıcaklık ayar noktaları ve ölü bantlar gibi kontrol parametrelerini ayarlayarak etkiler (Zheng ve Zaheer-Uddin, 1996; Nassif ve Moujaes, 2008; Ghahramani ve ark., 2016). Bu yöntemler, kontrol kurallarını oluşturmak için bina doluluk verileri, hava durumu verileri ve tarihsel operasyonel verileri kullanır. Veri odaklı politikalar, fiziksel modellere ve HVAC sistemi özelliklerine ihtiyaç duymadıkları ve mevcut HVAC kontrol mantıklarına müdahale etmedikleri için çeşitli HVAC sistemleriyle uyumlu olabilir. Bu nedenle, modelsiz ve veri odaklı yaklaşımlara odaklanıyoruz; bu yaklaşımlar, sakinlerin dinamik termal konfor gereksinimlerini karşılamak için potansiyel olarak etkili olabilir (Ghahramani ve ark., 2016).

Kusiak ve diğerleri(Kusiak ve ark., 2010)Tipik bir ofiste HVAC enerji tüketimini azaltmak amacıyla, besleme hava sıcaklığı ve besleme hava statik basıncı gibi kontrol ayarlarını optimize eden veri odaklı bir yöntem kullanıldı. Enerji tüketimini, kontrollü ayarlar ile kontrolsüz değişkenler arasındaki doğrusal olmayan

ilişkiyi modellemek için sekiz farklı makine öğrenme algoritması test edildi. Bu algoritmalar arasında en yüksek doğruluğu sağlayan yöntem olarak çoklu doğrusal algılayıcı topluluğu belirlendi. Veri odaklı modellere bir parçacık sürüsü optimizasyonu uygulayarak enerji tüketimini en aza indiren kontrol ayarları seçildi ve bu yöntem %7 oranında HVAC enerji tasarrufu sağladı.

Kusiak, bir HVAC sisteminin optimum kontrol ayarlarını (besleme hava sıcaklığı ve besleme hava statik basıncı gibi) bulmak için sistem performansına dayanan veri odaklı bir model kullanarak evrimsel bir algoritma uyguladı. Bu çalışmada kullanılan evrimsel algoritma, değiştirilmiş bir SPEA-LS (Yerel Arama ile Güç Pareto Evrimsel Algoritması) olarak tanımlanabilir ve sezgisel üstü bir yöntem olarak kategorize edilebilir. Modelleme tekniği ise denetlenen bir makine öğrenme yöntemi olan çok katmanlı algılayıcıydı. Bu model ile belirlenen optimize edilmiş ayar noktaları, %21,4 oranında enerji tasarrufu sağladı. Ayrıca, yıl boyunca değişen hava koşullarına ve dinamik soğutma yüklerine yanıt olarak soğutulmuş su ve besleme havası sıcaklık sisteminin optimum çalışma ayarlarını belirlemek için evrimsel programlama kullanan bir simülasyon yaklaşımı ile entegre edilmiş sezgisel üstü bir algoritma geliştirdiler. Önerilen yaklaşımın enerji tüketimini yaklaşık %7 oranında azaltabileceğini gösterdiler (Fong ve ark., 2006).

Özetle, yukarıda belirtilen yöntemler, bina sistemlerinin dinamik davranışını (örneğin, sistem performansındaki düşüşler veya iyileşmeler) hesaba katmadan sabit kontrol parametreleri ve modeller kullanılarak uygulanır. Ayrıca, bu yöntemler öğrenme bileşenlerini eğitmek için tarihsel performans verilerine ihtiyaç duyar; ancak bu veriler mevcut olmayabilir veya toplamak maliyetli olabilir. Optimum ayarları belirlemek için gereken tarihsel verilerin elde edilmesi, bina sistemlerini farklı iç ve dış koşullarda çeşitli operasyonel ayarlarla çalıştırmayı gerektirir; bu ise enerji israfına ve konforun bozulmasına neden olabilir. Bu zorlukları aşmak için, tarihsel verilerden aynı anda optimum kontrol parametrelerini öğrenen ve HVAC işlemlerini optimize eden veri odaklı bir kontrol politikası geliştirilmesi gerekmektedir (Ghahramani ve ark., 2017).

2. KAYNAK ARAŞTIRMASI

2.1. Makine Öğrenme Algoritmaları

Makine öğrenmesi, güncel verilerin hızla değişmesi ve bu verilerden anlamlı çıkarımlar akışı için önemli bir araç haline geldi. Çeşitli sektörlerde (bankacılık, eğlence, finans, biyoteknoloji, eğitim, oyun, pazarlama vb.) yaygın olarak kullanılan bu teknoloji, büyük ve karmaşık verilerle süreklilik, sonuçları tahmin etmek için temel oluşturur. Verilerin boyutu ve karmaşıklığı, insanın bu verilerinin hızlı ve etkili bir şekilde analiz etme kapasitesinin çok ötesindedir. Bu noktada, makine öğrenmesi devreye alınarak, bu verilerden doğru ve anlamlı analizlerin elde edilmesi mümkün olur (Türkmenoglu ve Tantug, 2014).

YSA, biyolojik bir sinir sistemini simüle etme çabalarından kaynaklanmıştır. ANN yönteminin gelişimi, McCulloch ve meslektaşlarına atfedilen 1940'ların başlarına kadar uzanır (Perlovsky, 2002). İlk araştırma, temel mantık fonksiyonlarını modellemek için basit sinir ağları oluşturmaya odaklandı. Günümüzde YSA'lar, algoritmik çözümlerden yoksun veya karmaşık çözümlere sahip sorunların üstesinden gelmek için kullanılmaktadır. ANN yapılarının bir kategorisi olan MLP ağları, ileri beslemeli bir mimari kullanır ve gerçek dünya senaryolarında karmaşık sistemleri modellemek için en yaygın sezgisel üstü yöntemler arasındadır (Alavi ve ark., 2009; Eker ve ark., 2021). Tipik olarak, MLP ağları, sinir ağı içindeki bağlantı ağırlıklarına ince ayar yapmak için yinelemeli eğitim yöntemlerini içeren denetimli öğrenme görevleri için kullanılır. Evrensel yaklaşımçılar olarak, MLP'ler hemen hemen her sürekli fonksiyonu istenen bir doğruluk seviyesine yaklaştırabilir. Sıklıkla geri yayılım (BP) algoritmaları kullanılarak eğitilirler (Rumelhart ve ark., 1985). Bir MLP, bir giriş katmanı, en az bir gizli nöron katmanı ve bir çıkış katmanından oluşur. Her katman, bir sonraki katmandaki birimlere ağırlıklı bağlantılarla tamamen birbirine bağlı birkaç işlem biriminden oluşur. Her katman bir dizi düğüm içerir ve her giriş, düğümlerin ara bağlantı ağırlıkları ile çarpılır. Çıktı, ürünün toplamının bir aktivasyon fonksiyonundan geçirilmesiyle elde edilir (Haykin, 1994).

2.2. Sezgisel Üstü Algoritmalar

Sezgisel üstü algoritmalar, optimizasyon problemlerinin optimal (neredeyse optimal) çözümünü elde eden optimizasyon yöntemleridir. Bu algoritmalar türevsiz tekniklerdir ve basitlik, esneklik ve yerel optimumlardan kaçınma yeteneğine sahiptir

(Bae ve ark., 2023). Sezgisel üstü algoritmaların davranışı stokastiktir; optimizasyon süreçlerine rastgele çözümler üreterek başlarlar. Gradyan arama tekniklerinde olduğu gibi arama alanının türevini hesaplamayı gerektirmez. Sezgisel üstü algoritmalar, basit konsept ve kolay uygulama nedeniyle esnek ve anlaşılırdır. Algoritmalar, belirli soruna göre kolayca değiştirilebilir. Sezgisel üstü algoritmaların temel özelliği, algoritmaların erken yakınsamasını önleme konusunda dikkate değer bir yeteneğe sahip olmalarıdır. Algoritmaların stokastik davranışı nedeniyle, teknikler bir kara kutu gibi çalışır ve yerel optimumlardan kaçınır ve arama alanını verimli ve etkili bir şekilde keşfeder. Algoritmalar, iki temel yönü olan keşif ve sömürü arasında bir takas yapar (Li ve ark., 2022; Raouf ve Abd, 2023; Eker ve ark., 2023).

2.3. Isıtma, Havalandırma ve İklimlendirme Sistemleri

Enerji talebindeki önemli artışla birlikte, enerji tasarrufu dünya çapında bir öncelik haline geldi. Bina sektörü, dünya çapında nihai enerji tüketiminin %36'sından fazlasını tükettiği için artan bir ilgi odağıdır (Taheri ve Razban, 2021) Binalardaki su ısıtma, soğutma ve aydınlatma sistemleri hariç tutulduğunda, HVAC sistemleri gibi bina hizmetleri enerji kullanımının yaklaşık %40'ını temsil etmektedir. (Ahmadi ve ark., 2022) HVAC sisteminin verimsizliği, sakin konforunun bozulmasına, sera gazı emisyonuna ve enerji israfına neden olur. Bu nedenle, HVAC sistemleri yeterince kullanılmayan, önlenebilir enerji kaybının bir kaynağıdır ve bu da onları enerji açısından verimli kontrol yöntemi geliştirme ve uygulamasının ana odak noktası haline getirir. Son yıllarda, veri işleme, depolama ve iletimdeki hesaplamalı gelişmeler, giderek daha karmaşık kontrol yöntemlerinin tasarlanmasını ve dağıtılmasını sağlamıştır (Arjomandi-Nezhad ve ark., 2022).

2.4. Enerji Verimlilik Problemi

Qian ve arkadaşları tarafından sıcaklık, basınç, nem ve gaz fiyatları gibi faktörlere dayalı olarak kentsel gaz tüketimini optimize etmek için bir model geliştirilmiştir. Belirli sezgisel üstü algoritmaları kategorik artırma (CatBoost) yöntemiyle birleştirmişler ve modelin etkinliğini bir veri kümesi kullanarak değerlendirmişlerdir (Qian ve ark., 2023). Khishe ve Mohammadi, pasif bir sonar veri kümesini eğitmek için SSA-MLP hibrit sistemi kullanarak oldukça doğru bir sınıflandırma modeli oluşturmuştur (Khishe ve Mohammadi, 2019). Makine öğrenimi algoritmaları, özellikle yapay sinir ağları ve derin sinir ağları Irfan ve arkadaşları

tarafından enerji ile ilgili sorunların üstesinden gelmek için kullanılmıştır. Önerdikleri yöntemin etkinliğini on altı farklı algoritma ile karşılaştırarak göstermişlerdir (Irfan ve ark., 2021). Goyal ve arkadaşları, topluluk yöntemleri ve makine öğrenimi algoritmaları kullanarak tahmin süreçlerinin hızını ve doğruluğunu incelemiş ve topluluk yöntemlerinin daha üstün sonuçlar ürettiği sonucuna varmıştır (Goyal ve ark., 2020). Wang ve arkadaşları, iç mekan bireysel termal konfor seviyelerini değerlendirmek için hibrit bir aşırı öğrenme makinesi-bulanıklaştırılmış açıklık oyunları arama modeli (ELM-Fuzz-HGS) tanıtmıştır. ELM eğitiminin çeşitli sezgisel üstü algoritmalarla karşılaştırmalı bir analizini yapmışlar ve önerdikleri yöntemle daha iyi tahmin gücü elde ettiklerini bildirmişlerdir (Wang ve ark., 2022). Makine öğrenmesi algoritmalarının problem çözme kapasitesi üzerine kapsamlı bir literatür taraması Tien ve arkadaşları tarafından yapılmıştır (Tien ve ark., 2022). Nilashi ve arkadaşları, çalışmalarındaki veri kümesi üzerinde Beklenti-Maksimizasyon (EM) kümeleme ve Adaptif Nöro-Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS) yöntemlerini kullanarak bir model geliştirmişlerdir. Ayrıca, farklı yöntemler kullanarak akıllı binalarda ısıtma yükü (HL) ve soğutma yükü (CL) tahminlerinin önemini karşılaştırmalı bir analizini yapmışlardır (Nilashi ve ark., 2017). Roy ve arkadaşları derin sinir ağı, Gauss süreci regresyonu ve Minimax olasılık makinesi regresyonu yöntemlerini kullanarak HL ve CL faktörlerini tahmin etmiş ve bu tahminlerin akıllı bina sistemlerindeki önemli rolünü vurgulamıştır (Cichowicz ve Jerominko, 2023). Kosarirad ve arkadaşları, büyük veri sonar veri kümelerinde gürültü giderme için bir model geliştirmek üzere sezgisel üstü algoritmaları MLP eğitim süreçlerine entegre etmiş ve oldukça yüksek sınıflandırma oranları bildirmiştir (Kosarirad ve ark., 2022). Wang ve arkadaşları, ekolojik akıllı binalarda kullanıcı konforunu artırmak ve enerji maliyetlerini en aza indirmek için sezgisel üstü tabanlı bir Yeşil Bina Enerji Optimizasyon Sistemi geliştirmiş ve şempanze optimizasyon algoritmasının enerji tasarrufu için en etkili yöntem olduğunu göstermiştir (Wang ve ark., 2023) He ve arkadaşları, enerji verimliliğini artırmak ve su altı kablosuz sensör ağlarının ağ ömrünü uzatmak için sezgisel üstü tabanlı bir algoritma modeli önermiştir. Ayrıca kümeleme ve çok atlamalı yönlendirme prosedürlerini optimize etmek için hibrit bir hiyerarşik şempanze optimizasyon algoritması kullanmışlardır (He ve ark., 2024).

Eker ve arkadaşları, SALP-SWALM algoritması ile çok katmanlı algılayıcı (MLP) modelini eğiterek HVAC sisteminin kullanıldığı binalarda enerji tüketimini optimal seviyeye indirmeyi hedeflemişlerdir (Eker ve ark., 2024).

3. MATERYAL ve YÖNTEM

3.1. Sezgisel Üstü Algoritmalar

Sezgisel üstü algoritmalarındaki meta- öneki, ötesi veya daha yüksek seviye anlamına gelir ve basit sezgisel yöntemlere kıyasla üstün performansı gösterir (Bandaru ve Deb, 2016). Sezgisel üstü algoritmalar, çözümleri keşfetmek için rastgeleleştirmeyi kullanarak yerel ve küresel aramayı dengeler. Sezgisel ve sezgisel üstü yöntemlerin tanımlanması konusunda bir fikir birliği olmasa da, eğilim, rastgeleleştirme ve küresel keşif ile stokastik algoritmaları sezgisel üstü olarak sınıflandırmaktır. Rastgeleleştirme, yerel aramadan küresel aramaya geçişi mümkün kılarak bu algoritmaları doğrusal olmayan modelleme ve genel optimizasyon için uygun hale getirir. Pratik zaman dilimleri içinde karmaşık sorunlara kabul edilebilir çözümler bulmak için etkili bir yol sağlarlar. Sorunun karmaşıklığı göz önüne alındığında, olası her çözümü keşfetmek pratik değildir; Amaç, verimli bir şekilde iyi ve uygulanabilir çözümler bulmaktır. Ancak, en uygun çözümü bulmanın garantisi yoktur ve algoritma performansı belirsizliğini korur. Amaç, sürekli olarak yüksek kaliteli çözümler sunan verimli algoritmalar geliştirmektir. Herhangi bir sezgisel üstü algoritmanın temel unsurları, sömürü ve keşif olarak da bilinen yoğunlaştırma ve çeşitlendirmedir (Blum ve Roli, 2003). Çeşitlendirme, arama alanını küresel olarak keşfetmek için çözümler üretirken, yoğunlaştırma, umut verici çözümlerin mevcut olduğu yerel bir bölgeye odaklanır. Bu süreç, en iyi çözümlerin seçilmesiyle birleşir (Yang, 2011). En iyiyi seçmek, optimuma doğru yakınsamayı sağlarken, randomizasyon yoluyla çeşitlendirme, çözümlerin yerel optimumda takılıp kalmasını önler. Bu bileşenlerin dengeli bir kombinasyonu tipik olarak küresel çözüm ulaşılabilirliğini sağlar (Eker, 2025) Sezgisel üstü algoritmalar popülasyon tabanlı veya yörünge tabanlı olarak kategorize edilebilir (Yang, 2010). Genetik algoritmalar (GA'lar), genetik programlama (GP) ve parçacık sürüsü optimizasyonu (PSO), çoklu ajanlar veya parçacıklar kullanılarak popülasyona dayalıdır (Kennedy ve Eberhart, 1995). Buna karşılık, simüle edilmiş tavlama (SA) (S Jr, 1983) arama alanı boyunca tek bir çözüm kullanırken, yapay sinir ağları (YSA'lar) farklı bir yaklaşım benimser. Modelleme ve optimizasyon farklı yönleri vurgulayabilse de, gerçek dünya problemlerini ele almak genellikle her ikisinin de kullanılmasını gerektirir. Modelleme, nesnel fonksiyonların eldeki problem için uygun matematiksel veya sayısal model ile değerlendirilmesini sağlarken, optimizasyon, tasarım parametreleri için en uygun ayarları belirler. Optimizasyon alanında, odak noktası öncelikle algoritmalar,

özellikle de temel bileşenler olan sezgisel üstü algoritmalarıdır. Tarih boyunca problem çözme, genellikle deneme yanılma yoluyla sezgisel veya sezgisel üstü yöntemlere dayanmıştır. Sezgisel yöntemlerin özü olan kara kutu yöntemi ile birçok atılım gerçekleşmiştir. Arşimet'in Eureka anı bu yaklaşımı örneklemektedir. Sezgisel üstü yöntemlerin etkinliği, biyolojik sistemlerdeki ve fiziksel-kimyasal olaylardaki başarılı doğal süreçleri taklit eden tasarımlarından kaynaklanmaktadır. Algoritma bileşenlerini anlasak da, kesin etkileşimleri gizemini koruyor. Yakınsama analizi iç görü sağlasa da, sezgisel üstü algoritmaların matematiksel incelemesi çözülmemiş sorular sunar ve aktif bir araştırma alanı olmaya devam eder (Yang, 2011). Sezgisel üstü algoritmalar, ana bileşenleri olarak yoğunlaşma ve çeşitlenme ile doğanın en iyi özelliklerini taklit eder (Blum ve Roli, 2003; Yang, 2010; Gandomi ve Alavi, 2012). Yoğunlaştırma mevcut en iyi çözümleri ararken, çeşitlendirme arama alanını araştırır. Bunları dengelemek çok önemlidir; Yetersiz keşif veya aşırı sömürü, sistemi yerel optimumda hapsedebilir ve küresel optimum keşfi engelleyebilir. Tersine, az sömürü ile çok fazla keşif, yakınsamayı yavaşlatır. Dengeleme, önemli bir optimizasyon zorluğudur (Yang, 2011). Bir mekanizma en iyi çözümleri seçmeli ve genellikle en iyi çözümleri güncelleyerek 'en uygun olanın hayatta kalmasını' kullanmalıdır. Elitizm, en iyi çözümlerin ilerlemesini sağlar. Algoritmalar keşif ve sömürüyü farklı şekilde dengeler. Deterministik yöntemlerle randomizasyon, çeşitli çözümler için çeşitlendirmeye yardımcı olur. Uygulama, performansı etkileyerek doğrulamayı hayati hale getirir (Talbi, 2009).

3.2. Sezgisel Üstü Algoritmaların Modellemesi

Her biri belirgin avantajlara ve dezavantajlara sahip doğrusal olmayan sistem modellemesi için çeşitli metodolojiler mevcuttur. Zorluk, mühendislik sistemlerinin hem yapısının hem de parametrelerinin belirlenmesinde yatmaktadır. Modeller fenomenolojik ve davranışsal gruplar halinde sınıflandırılır (Metenidis ve ark., 2004). Fenomenolojik modeller, önceki sistem bilgisinden seçilen yapı ile bir sistemi yöneten fiziksel ilişkiler kullanır. Davranışsal modeller, iyi sonuçları verimli bir şekilde sağlayarak, mekanizmalar hakkında önceden bilgi gerektirmeden ölçülen verileri kullanarak girdi-çıkı ilişkilerini yakalar (Metenidis ve ark., 2004; Gandomi ve Alavi, 2012). İstatistiksel regresyon teknikleri, davranışsal modellemede yaygındır ve birkaç sezgisel üstü yaklaşım gelişmiştir. Bilgisayar donanım ilerlemeleri, özellikle geleneksel yaklaşımların başarısız olduğu yerlerde, bu tekniklerin daha verimli olmasını sağladı

Belirsiz türev içermeyen yöntemleri kullanan stokastik algoritmalar, söz konusu kısıtları hafifletmek amacıyla kullanılmıştır. Bu bağlamda, stokastik algoritmalar sınıfına giren sezgiselüstü (metaheuristic) optimizasyon teknikleri, bu gereksinimi karşılamak için umut verici çözümler sunmaktadır.

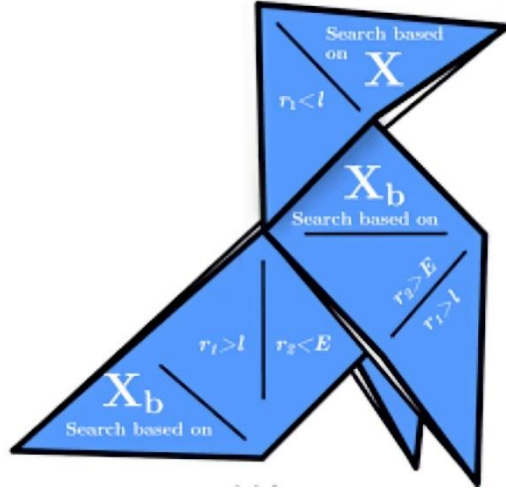
Bu tür algoritmalar, belirli kısıtlamalar içeren bilimsel yasalardan ve matematiksel modellemelerden türetilen teoremlere dayanmakta olup, aynı zamanda ortak zekâyla hareket eden sürülerin davranışlarını taklit eden teoremleri temel alır . Meta-sezgisel yöntemlerin amacı, belirli bir problem sınıfına uygulandığında daha üstün arama ya da optimizasyon yöntemlerini belirlemektir.

Tüm sürü tabanlı optimizasyon algoritmalarında, problem rastgele çözümler kümesi aracılığıyla optimize edilir. Her algoritma çalıştırıldığında bu rastgele çözümler bir uygunluk (fitness) fonksiyonu kullanılarak değerlendirilir ve iyileştirilir. Yeterli sayıda rastgele çözüm ve iterasyonla, küresel optimal sonuca ulaşma olasılığı artırılabilir.

Meta-sezgisel algoritmalar, iki temel aşama ile karakterize edilir: keşif (exploration) ve sömürü (exploitation). Bu iki aşama arasındaki dengenin etkinliği, algoritmanın genel başarımını belirler. Keşif, algoritmanın tüm arama uzayını tarayabilme kapasitesini ifade ederken; sömürü, her bir arama etmeninin kendi yerel komşuluğunda en iyi çözümü bulma yeteneğini ifade eder.

Bir algoritmanın belirli bir problem kümesi üzerindeki başarısı, farklı türdeki optimizasyon problemleri için de aynı başarıyı göstereceği anlamına gelmez. Hiçbir optimizasyon algoritmasının tüm problemler için evrensel olarak uygulanabilir olmadığı kabul edilmektedir. Bununla birlikte, meta-sezgisel algoritmalar arama uzayında etkin bir şekilde gezinmek ve makul süreler içinde optimal çözümler üretmek amacıyla tasarlanabilir (Güler ve ark., 2025).

3.3. HGS Algoritması



Şekil 3.1 HGS simülasyonu (Heidari ve ark., 2019)

Hayvanlar doğada hayatta kalabilmek için belirli kararlar alırlar. Bu davranışlar, açlığa dayalı bu faaliyetleri ve davranışsal seçimleri açıklamak için HGS algoritması adlı yeni bir sezgisel üstü algoritmalar geliştirilmiştir (Heidari ve ark., 2019). Yiyecek arama sırasındaki işbirliği ve bireysel davranışları matematiksel olarak taklit etmeyi amaçlar. Genel olarak sosyal hayvanlar yiyecek arama faaliyetlerinde işbirliği içinde çalışır, ancak bazı bireyler bu işbirliğine katılmayabilir. İşbirliğine dayalı iletişim ve yiyecek arama davranışını temsil eden oyun talimatlarını denklemlerde verilmiştir.

$$\begin{aligned} \text{Oyun}_1 &: \overline{X}(t) \cdot (1 + \text{randn}(1)), r_1 < l \\ \overline{X}(t+1) &= \begin{cases} \text{Oyun}_2: \overline{W}^1 \cdot \overline{Xb} + \vec{R} \cdot \overline{W}^2 \cdot |\overline{Xb} - \overline{Xt}|, r^1 > E \\ \text{Oyun}_3: \overline{W}_1 \cdot \overline{Xb} + \vec{R} \cdot \overline{W}_2 \cdot |\overline{Xb} - \overline{Xt}|, r_2 > l, r_2 < E \end{cases} \quad (1) \end{aligned}$$

Burada r_1 ve r_2 $[0,1]$ aralığında rastgele iki sayıyı temsil eder. İterasyon t ile normal dağılımı sağlayan rastgele bir sayı $\text{randn}(1)$ ile gösterilir.

W_1 ve W_2 açıklık ağırlıklarını gösterir. $X(t)$ ve $X(b)$ her bir ajanın ve mevcut iterasyondaki en iyi ajanın konumlarını temsil eder. l parametresi algoritmayı iyileştirmek için kullanılır. R $[-\infty, \infty]$ aralığındaki bir sayıyı temsil eder ve denklemlerdeki gibi hesaplanır. T maksimum iterasyon sayısı ve $\text{rand}[0,1]$ aralığındaki rastgele sayıdır.

$$\vec{R} = 2 \cdot \text{shrink} \cdot \text{rand} \cdot \text{shrink}; \text{shrink} = 2 \cdot \left(1 - \frac{t}{T}\right) \quad (2)$$

Denklem 1 de verilen E tüm varyasyonlar için aşağıdaki gibi tanımlanmıştır;

$$E = sech(|F(i) - BF|), i \in 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

Burada $F(i)$ ve BF sırasıyla bir ajanın uygunluk değeri ve o ana kadar elde edilen en iyi uygunluk değeridir. $sech$ fonksiyonu hiperbolik bir fonksiyon olup $2/(e^x - e^{-x})$ olarak tanımlanır. HGS algoritmasında iki farklı arama kategorisi oluşturulmuştur;

1. Kendine bağımlı bireyler (ekip çalışmasına dahil olmayanlar)

2. İşbirlikçi bireylerden oluşmaktadır. Bu yapı algoritmanın arama uzayını etkin bir şekilde keşfetmesini sağlar. Bireylerin açıklık özellikleri de HGS algoritması tarafından matematiksel olarak simüle edilmiştir. Denklem 1 de verilen açıklık ağırlıkları (4) ve (5) de tanımlanmıştır;

$$\vec{W}_1 = \begin{cases} hng(i) \cdot \frac{N}{shng} \cdot r_4, r_3 < l \\ 1, r_3 > l \end{cases} \quad (4)$$

$$\vec{W}_2 = (1 - e^{-|hng(i) - shng|}) \times r_5 \times 2 \quad (5)$$

Burada açıklık hng ile simgelenir ve birey sayısı N ile gösterilir. $shng$ tüm bireylerin açıklığını gösterirken, $r_3, r_4, r_5 [0,1]$ aralığındadır.

$hng(i)$ parametresi denklem(6) da tanımlanmıştır, burada $Allfit(i)$ mevcut iterasyondaki her bir ajanın uygunluğunu ve BF şuan kadar elde edilen en iyi fitness anlamına gelir.

$$hng(i) = \begin{cases} 0, Allfit(i) == BF \\ hng(i) + H, Allfit(i) \neq BF \end{cases} \quad (6)$$

H açıklık hissini temsil eder ve (7) deki gibi ifade edilir;

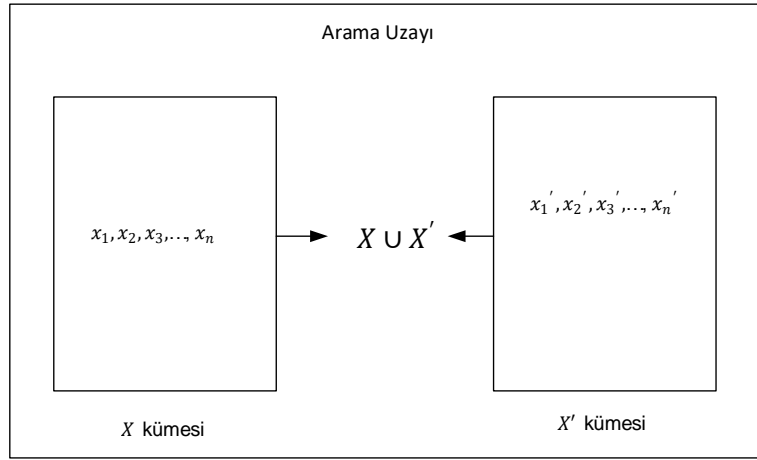
$$H = \begin{cases} LH \times (1 + r)TH < LH \\ TH, TH \geq LH \end{cases} \quad (7)$$

burada

$$TH = \frac{F(i) - BF}{WF - BF} \times r_6 \times 2 \times (UB - LB) \quad (8)$$

Burada LH kontrol parametresi, UB ve LB ise sırasıyla özellik uzayıyla ilgili üst ve alt sınırları ifade eder. $F(i)$ her bir ajanın uygunluk değerini, WF ise o ana kadar elde edilen en kötü uygunluk değerini ifade eder.

3.4. Muhalefet Temelli Öğrenme ile HGS Algoritmasının Hibritleştirilerek Geliştirilmesi



Şekil 3.2 OBL stratejisi

OBL , on yıldan uzun bir süre önce Tizhoosh tarafından önerilmiştir ve şimdiye kadar aday çözümler arasında durgunluğu önlemek için iyi bir fırsat sağladığından keşfi geliştirmek için yetenekli bir strateji olduğu gösterilmiştir (Tizhoosh, 2005). Tipik olarak , optimum konum başlangıç daha yakınsa sezgisel üstü algoritmalarda yakınsama hızlı bir şekilde gerçekleşir; aksi takdirde , geç yakınsamanın meydana gelmesi beklenir. İkinci gerçek göz önüne alındığında , OBL mekanizması küresel optimumun daha yakın konumlarına ulaşmak için benzersiz bir avantaj sağlar. Bunu karşıt çözümleri dikkate alarak yeni çözümler üreterek yapar. OBL mekanizmasının yapısını daha iyi açıklamak için, X (LB, UB) aralığında gerçek bir sayı olsun ve bu sayının tersinin (\bar{X})

$$\bar{X} = UB + LB - X \quad (9)$$

şeklinde hesaplanabileceğini varsayalım. Bu $X_i \in [UB_i, LB_i]$ ve $i \in 1, 2, \dots, D$ olmak üzere D -boyutlu arama uzayı için $\bar{X}_i = UB_i + LB_i - X_i$ olarak gösterilebilir. HGS algoritmasında benimsenen OBL'nin çalışma mekanizmasını göstermektedir. İlgili şekilden de gözlemlenebileceği gibi, aday ve zıt çözümler birlikte değerlendirilir ve en iyi N çözüm $X \cup \bar{X}$ arasında geçerlidir.

Bu çalışmada ,mOBL tabanlı bir sezgisel üstü algoritma önerilmiştir. Orijinal HGS algoritması, yeni ve yetenekli bir sezgisel üstü algoritma elde etmek için değiştirilmiş bir OBL stratejisi ile birleştirilmiştir. Bu şekilde, orijinal HGS performansı algoritması önemli ölçüde geliştirilmiştir. Önerilen mOBL-HGS algoritması, ilgili

parametreleri başlatarak ve başlangıçta orijinal HGS algoritmasını gerçekleştirerek başlar.

Bu aşamadan sonra , değiştirilmiş OBL mekanizmasını etkinleştirmek için P_{mOBL} olarak adlandırılan bir olasılık katsayısı kullanılır. Bu katsayı bu çalışmada 0,75 olarak belirlenmiştir ve her iterasyonda $[0,1]$ aralığında rastgele bir sayı (rand) ile karşılaştırılmıştır. $P_{mOBL} > \text{rand}$ değerini sağlayan iterasyonlar için modifiye OBL mekanizması (9) 'daki gibi değiştirilmiş zıt çözümleri eş zamanlı olarak hesaplar:

$$\bar{X}_i = r_1 \cdot ub_i + r_2 \cdot lb_i - r_3 \cdot X_i \quad (10)$$

Burada $r_1, r_2, r_3 [0,1]$ aralığında rastgele üretilen üç farklı sayıdır. Mevcut ve karşıt çözümler hesaplandıktan sonra , mevcut(X) ve karşı(X) çözümlerin birleşim kümesinden en iyi N seçilir. Bu işlem sonlandırma koşulu karşılanana kadar devam eder.

HGS-OBL sezgiselüstü algoritmasının daha iyi anlaşılması için sözkodları da ifade edilmiştir.

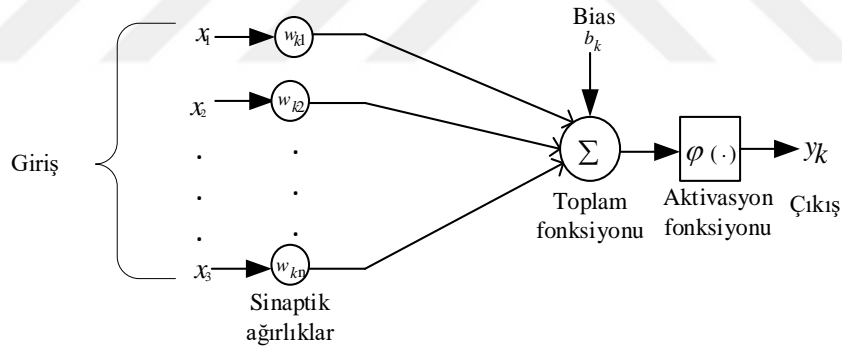
Algoritma: HGS-OBL

1. X aday çözümler kümesini belirlenen sınırlar içinde başlat.
 2. X 'teki aday çözümlerin uygunluğunu (fitness) değerlendir.
 3. En iyi çözümü Hedef (Destination) olarak ata.
 4. Her iterasyon için (Max_iter'a kadar):
 - a. Sınırları aşan aday çözümleri tekrar işle.
 - b. Aday çözümlerin uygunluğunu değerlendir.
 - c. Uygunluğa göre sırala.
 - d. En iyi ve en kötü pozisyonları güncelle.
 - e. Her aday çözüm için:
 - i. Varyasyon kontrolünü (VC1) hesapla.
 - ii. Uygunluktan "açlık" (hungry) değerini belirle.
 - iii. Açlık ağırlıklarını (weight3, weight4) hesapla.
 - f. Her aday çözüm için:
 - i. Eğer rastgele değer $< VC2$ ise:
 - Pozisyonu Gauss yöntemi ile mutasyona uğrat.
 - ii. Aksi takdirde:
 - En iyi aday çözümü için en iyi çözüm seç.
 - Pozisyonu ağırlıklar ve farkı ile güncelle.
- OBL Mekanizması:

1. Her aday çözüm için:
 - a. Karşıt çözüm (OBL) üret.
 - b. Sınır dışındaysa yeniden işle.
 - c. OBL uygunluğunu değerlendir.
2. Orijinal ve OBL sürülerini birleştir.
3. Uygunluğa göre sırala ve en iyi N aday çözümü tut.
4. En iyi çözümü ve yakınsama eğrisini güncelle.
5. En iyi çözümü, pozisyonu ve yakınsama eğrisini döndür.

3.5. MLP Eğitimi

YSA'lar, insan beyninin bilgi işleme yapısını simüle eden bir mimariye sahiptir. Bu mimari, farklı fazlardan oluşan birçok düğümün bağlantı ağırlıklarını kullanarak kendisine sunulan bilgileri biriktirir, genelleştirir ve sonuçlandırır (Haykin, 2005). Şekil 1, bir nöronun doğrusal olmayan modelini ve ANN yapısında benimsenen transfer fonksiyonunu göstermektedir. K düğümünün matematiksel modeli şu şekilde ifade edilir.



Şekil 3.3 Yapay sinir ağı yapısı

$$u_k = \sum_{i=1}^m w_{ki} x_i \quad (11)$$

$$y_k = \varphi(u_k + b_k) \quad (12)$$

Verilen denklemde, x_1, x_2, \dots, x_m giriş düğümleri, $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$, ağırlıklar, u_k giriş sinyallerine bağlı çıkış sinyalleri, b_k bias, $\varphi(\cdot)$ Aktivasyon fonksiyonu, y_k çıkış sinyali, v_k toplamdan çıkışa verilen değeri ifade eder.

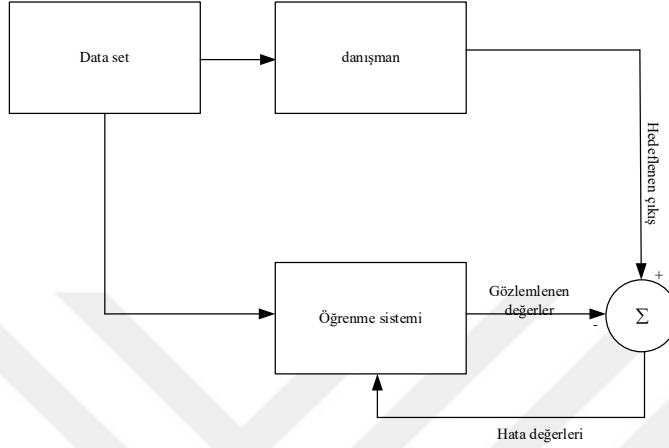
$$v_k = u_k + b_k \quad (13)$$

$$y_k = \varphi(v_k) \quad (14)$$

Lojistik (logSig) fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonunun kullanılmış MLP modelinin aktivasyon fonksiyon türüdür. α sigmoid fonksiyonunun eğimidir.

$$\varphi(v_k) = \frac{1}{1+\exp(-av)} \quad (15)$$

Bir MLP eğitim döngüsü aşağıdaki şekilde verilmiştir.



Şekil 3.4 Eğitim döngüsü

3.6. Enerji Verimlilik Problemi

Önerilen metodolojinin ve incelenen veri setinin temel amacı, HL ve CL'yi doğru bir şekilde tahmin etmek ve böylece mühendislere optimum enerji verimli binalar tasarlamada yardımcı olmaktır. Bina tasarımlarında ısı yükü (HL) ve soğuk yükün (CL) hesaplanması, uygun iç mekan iklim kontrol sistemlerinin seçilmesi için çok önemlidir. Bu yüklerin azaltılması enerji tasarrufu için hayati önem taşımaktadır. Enerji kullanımını optimize etmek için etkili bir tahmin yaklaşımı gereklidir. Çok sayıda araştırma, HL ve CL'yi tahmin etmek için Tablo 3.1' de gösterilen UCI veri setini (Tsanas ve Xifara, 2012) kullanmıştır.

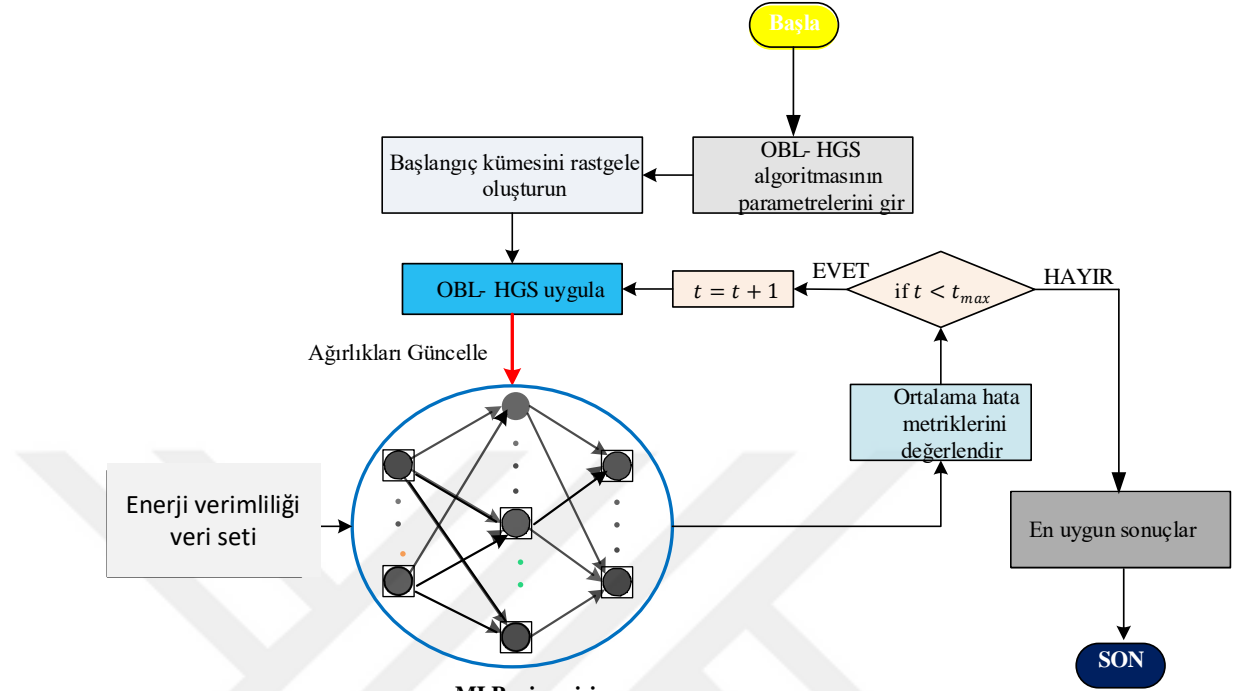
Tablo 3.1 Enerji Verimliliği data setinin özellikleri

Giriş ve Çıkış Tabakaları	Sensor isimleri	Sensor tanımları
Giriş Tabakası (8 sensör)	G1	Göreceli Kompaklık
	G2	Yüzey Alanı
	G3	Duvar Alanı
	G4	Çatı Alanı
	G5	Toplam Yükseklik
	G6	Oryantasyon
	G7	Cam Alanı
	G8	Cam Alan Dağılımı
Çıkış tabakası (Bağımsız iki çıkış)	Ç1	Isıtma Yükü
	Ç2	Soğutma Yükü

Bu bölüm, akıllı binalarda ısıtma, havalandırma ve iklimlendirme (HVAC) sistemlerinde enerji yük faktörü verimliliğini artırmayı amaçlamaktadır. Binalardaki enerji tüketimi büyük ölçüde, bina ısı yükü (HL) ve soğutma yükü (CL) faktörlerini hesaplarken ısıtma, soğutma ve havalandırma yoluyla optimum iç hava koşullarını koruyan HVAC sistemlerinden kaynaklanmaktadır. Doğru HL ve CL tahmini, doluluğa dayalı enerji kullanımını en aza indirmek, bina performans değişikliklerine uyum sağlamak, zararlı gaz emisyonlarını azaltmak ve maliyetleri düşürmek için çok önemlidir. Isıtma ve soğutma kapasiteleri bina özellikleri, kullanım ve iklim koşullarına göre belirlenir. HVAC sisteminin optimum tasarımı, enerji tasarrufu için hayati önem taşır ve bina iç tasarımı hem enerji tasarrufunu hem de insan sağlığını etkiler. Aktif sistemler olarak tercih edilen HVAC sistemleri, enerji verimliliği için kullanılır ve bina iklim koşullarına göre uyarlanmalıdır (Baker, 2003; Tien Bui ve ark., 2019; Irfan ve ark., 2021; Yussuf ve Asfour, 2024; Eker ve ark., 2024) MLP (Çok Katmanlı algılayıcı) mimarisi, seçilen problem boyutlarına göre yapılandırılmıştır. Enerji Verimliliği veri seti 8 özellikten oluşmaktadır. Ağın giriş sinyali sekiz özellikten oluşur: Göreceli Kompaktlık, Yüzey Alanı, Duvar Alanı, Çatı Alanı, Toplam Yükseklik, Oryantasyon, Cam Alanı ve Cam Alanı Dağılımı. Çıkış sinyalleri Isıtma Yükü ve Soğutma Yüküdür. Giriş ve çıkış katmanları arasındaki gizli katman, yazar tarafından uygun görülen bir konfigürasyon olan 8 giriş katmanı düğümünün iki katından fazla olan 17 düğüm içerir.

4. ARAŞTIRMA SONUÇLARI ve TARTIŞMA

4.1. OBL-HGS-MLP Eğitimi



Şekil 4.1 OBL-HGS danışmanlığında veri optimizasyon süreci (Ekinci ve ark., 2024)

Bir karmaşıklık matrisi üzerinde dört farklı değer söz konusudur. Bunlar şöyle ifade edilebilir. Doğru sınıflandırılan pozitif değerler (TP), doğru sınıflandırılan negatif değerler (TN), yanlış sınıflandırılan pozitif değerler (FP), Yanlış sınıflandırılan negatif değerler (FN). Bu matrise bağlı olarak doğrulama (accuracy) değeri bulunur, bu değer anlamı ise doğru tahmin edilen veri alanlarının toplam veri alanına oranıdır. Bu matriste, TP, modelin gerçek pozitif sonuçla eşleşen pozitif bir sonucu başarılı bir şekilde tahmin ettiği zamandır. TN, model gerçek negatif sonuçla tutarlı olarak negatif bir sonucu doğru bir şekilde tahmin ettiğinde ortaya çıkar. Tip I hata olarak da bilinen FP, model olumlu bir sonucu yanlış tahmin ettiğinde ve gerçek sonuç negatif olduğunda ortaya çıkar. FN veya Tip II hata, gerçek sonuç pozitif olmasına rağmen model olumsuz bir sonucu yanlış tahmin ettiğinde meydana gelir.

	Tahmin edilen Değerler	
Gerçek değerler	TP	FN
	FP	TN

$$\text{Doğrulama} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (16)$$

$$\text{Doğrulama} = \frac{63+70}{210} = \frac{133}{210} = 0.6333 \text{ (%63.33)} \quad (17)$$

Diğer bir değer ise kesinlik (precision) değeridir, bu metriğin anlamı pozitif olarak tahminlediğimiz değerlerin gerçekte kaç adedinin pozitif olduğunu ifade eder.

$$\text{Kesinlik} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (18)$$

$$\text{Kesinlik} = \frac{30}{30+34} = 0.4688 \text{ (%46.88)} \quad (19)$$

Diğer bir değer ise duyarlılık (recall) değeridir, bu metriğin anlamı pozitif olarak tahminlenmesi gereken değerlerin ne kadarının pozitif olduğunu ifade eder.

$$\text{Duyarlılık} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (20)$$

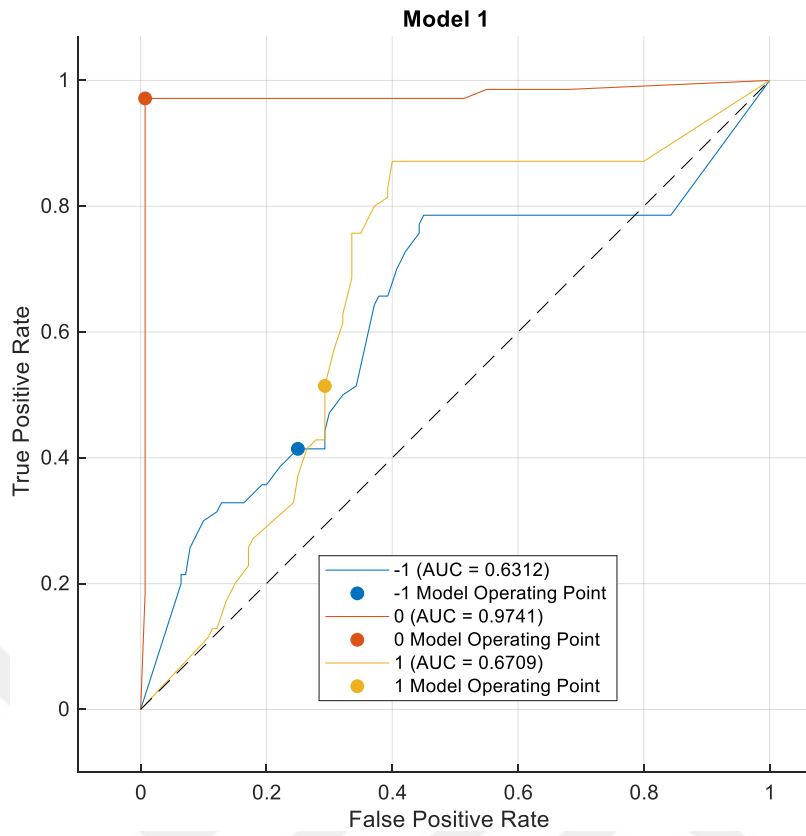
$$\text{Duyarlılık} = \frac{30}{30+40} = 0.4286 \text{ (%42.86)} \quad (21)$$

Bu metriklerden en önemlisi ise F_1 Değeridir. Zira F_1 kesinlik ve duyarlılık metriklerinin harmonik ortalaması olarak veri kümesini eğitirken uç değerlerin bile ihmal edilmesini engeller. Çapraz doğrulama için önemli bir yer tutar.

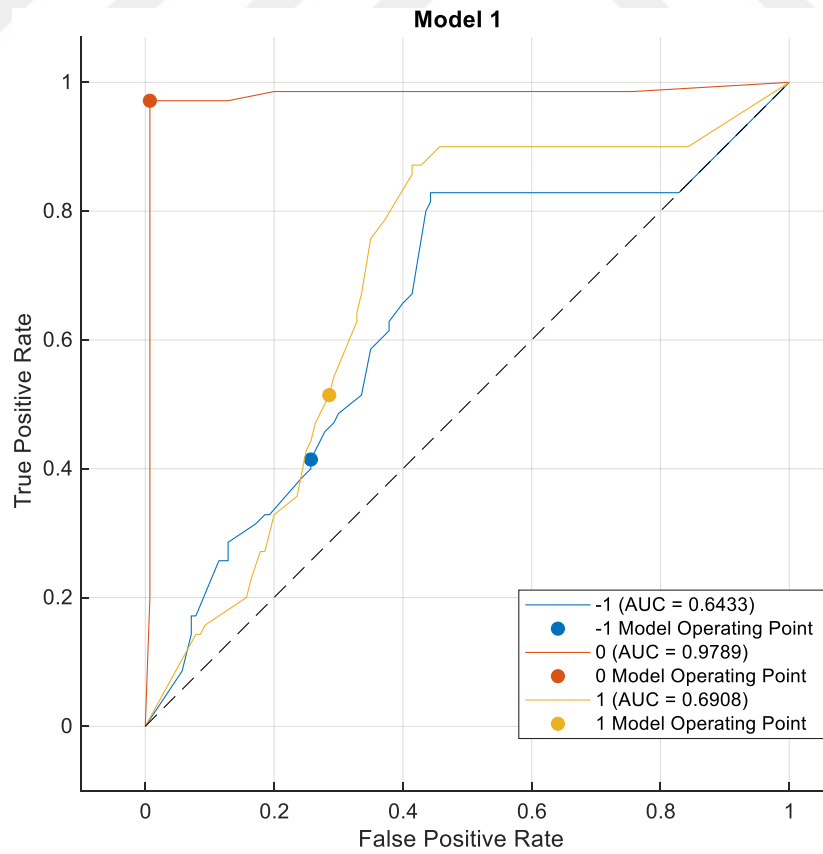
$$F_1 = 2 * \frac{\text{kesinlik} * \text{duyarlılık}}{\text{kesinlik} + \text{duyarlılık}} \quad (22)$$

$$F_1 = 2 * \frac{0.4688 * 0.4286}{0.4688 + 0.4286} = 0.4477 \quad (23)$$

Bu F_1 değeri verilerin dağılımında ortalama birer doğruluk payının olduğunu gösterir.

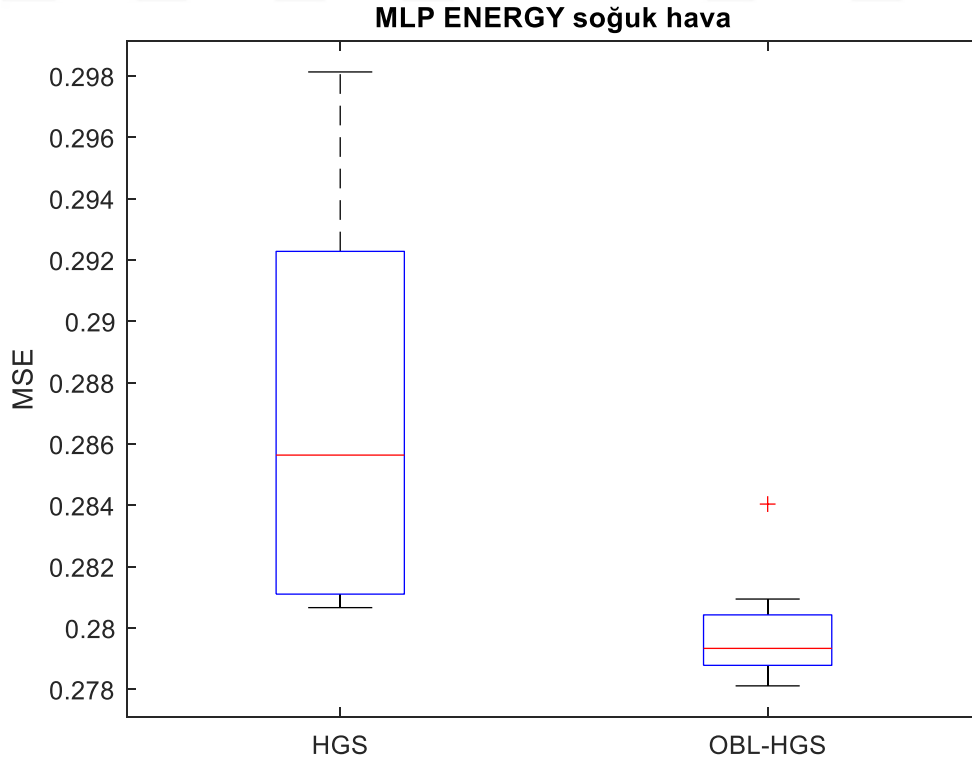


Şekil 4.2 OBL-HGS ROC eğrisi ve AUC (CL)

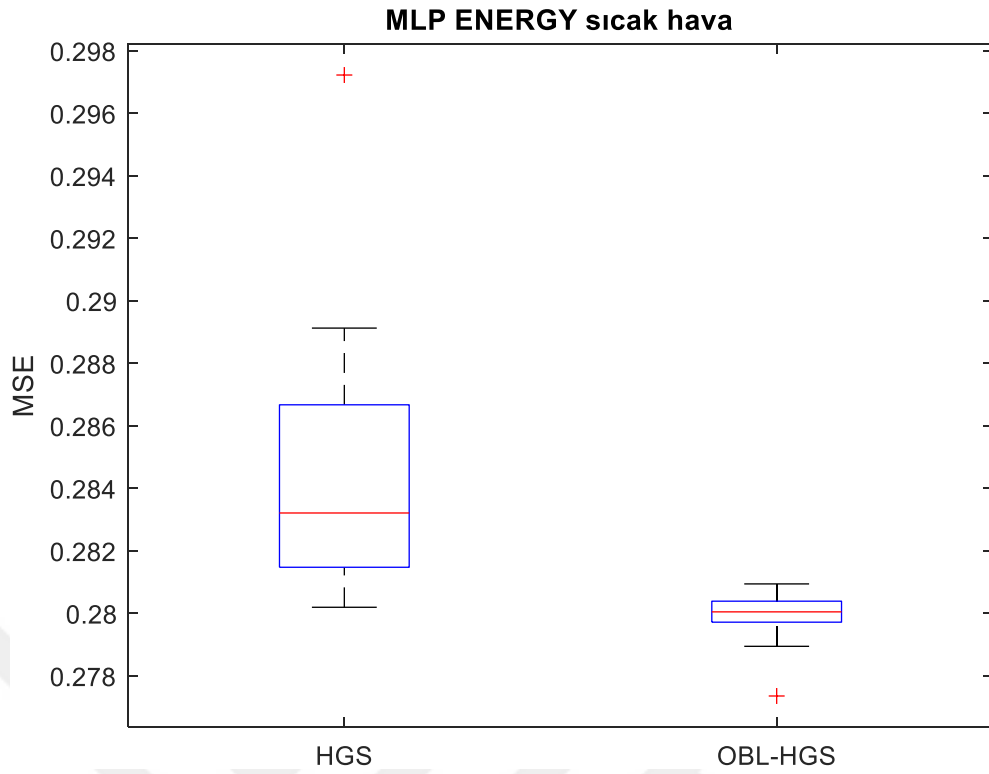


Şekil 4.3 OBL-HGS ROC eğrisi ve AUC (HL)

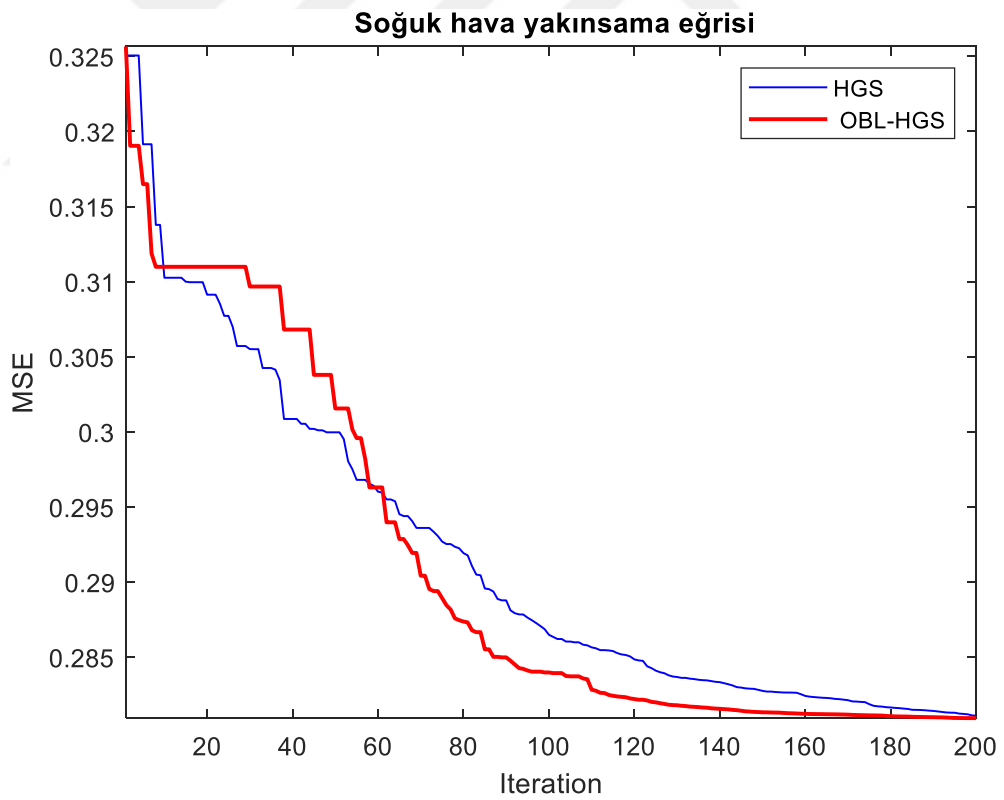
Şekil 4.2 ve şekil 4.3’de, HVAC sistemlerinde soğutma ve ısıtma yüklerini tahmin etmek için geliştirilen OBL-HGS modelinin sınıflandırma performansı, ROC eğrileri ve AUC değerleri kullanılarak kapsamlı bir şekilde analiz edilmiştir. ROC eğrileri, çeşitli eşik değerlerinde modelin gerçek pozitif oranı ile yanlış pozitif oranı arasındaki ilişkiyi gösterirken, AUC değeri modelin genel ayırt edici gücünü kapsar. Bu metrikler, modelin sınıflandırma başarısının objektif ve karşılaştırmalı bir değerlendirmesini kolaylaştırır. Elde edilen bulgular, modelin genel olarak yüksek ayırmacı performans sergilediğini göstermektedir. Özellikle, AUC değerlerinin hem soğutma hem de ısıtma yükü tahminleri için ortalama olarak yüksek olduğu gözlemlendi, bu da modelin HVAC sistemlerindeki yükleri güvenilir ve tutarlı bir şekilde tahmin edebileceğini düşündürdü. ROC eğrilerinin ideal köşeye yakınlığı, modelin yanlış pozitif ve yanlış negatif oranlarını en aza indirme eğilimini gösterir ve böylece sınıflar arasında güçlü bir ayırt edici güç sergiler. Bununla birlikte, belirli sınıflardaki nispeten düşük AUC değerleri, modelin ayırt edici performansının belirli durumlarda sınırlı olabileceğini düşündürmektedir. Bununla birlikte, genel ortalama göz önüne alındığında, modelin sınıflandırma başarısının tatmin edici olduğu ve HVAC uygulamalarında pratik olarak kullanılabilir performans gösterdiği sonucuna varılabilir.



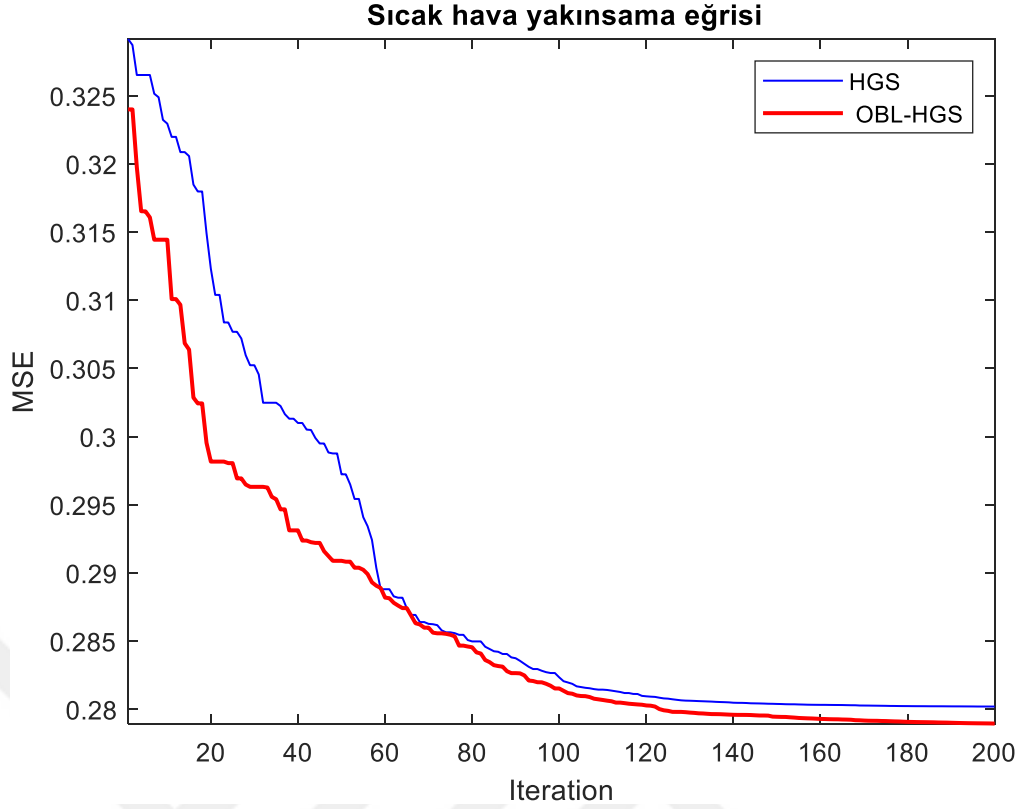
Şekil 4.4 Soğuk hava için kutu grafiği



Şekil 4.5 Sıcak hava için kutu grafiği



Şekil 4.6 Soğuk hava için yakınsama eğrisi



Şekil 4.7 Sıcak hava için yakınsama eğrisi

Kutu grafiklerinin hedefi medyan ile çeyrekler arasındaki ilişki ile uç değerlerin durumunu göstermektir. Her durumda OBL-HGS hibrit algoritması HGS algoritmasına göre birbirine yakın ve optimum sonuçlar doğurmuştur.

Yakınsama eğrilerinde hedef dengeli ve iterasyonlara yayarak algoritmanın veriyi nasıl optime ettiğini göstermektir. Tüm şekillerde görüldüğü gibi yakınsama eğrilerinde OBL-HGS algoritması daha optimal sonuçlara ulaşmıştır.

5. SONUÇLAR ve ÖNERİLER

5.1. Sonuçlar

Enerji problemine dönük çözüm arayışlarının başında, enerji kullanımının verimli hale getirilmesi gelmektedir. Bu bağlamda, enerji verimli akıllı binalarda ısıtma yükü (HL) ve soğutma yükü (CL) talebinin en aza indirilmesi, enerji tasarrufuna önemli katkılar sağlayacaktır. Bu çalışmada geliştirilen ve %100 tahmin yeteneği ile 0.20 MSE değerine ulaşan OBL-HGS-MLP modeli, bina tasarımcılarının HVAC sistemlerinde gerekli verimliliği sağlamalarına yardımcı olabilir. Modelin çapraz doğrulama istatistikleri, güvenilirliğini ve aşırı uyumdan kaçındığını göstermektedir. Ayrıca, modelin küresel enerji krizi ortamında iklim kontrol kalitesini artırmak amacıyla bina tasarımında uygun çevresel kontrol ekipmanlarının seçilmesinin önemini vurguladığı görülmektedir.

Sezgisel üstü algoritmalar, özellikle OBL-HGS, HL ve CL faktörlerini etkin bir şekilde hesaplayabilmekte ve rekabetçi yapıları sayesinde optimum çözümler sunabilmektedir. OBL-HGS tabanlı OBL-HGS-MLP algoritması, bu alanda başarılı sonuçlar elde etmiştir. Gelecek çalışmalarda, farklı veri setleri ve OBL-HGS algoritmasının esnekliği kullanılarak, yapay sinir ağları ve makine öğrenimi algoritmaları ile hibrit modeller geliştirilerek yeni enerji çözümleri üretilebilir. OBL-HGS algoritması, diğer sürü tabanlı sezgisel üstü algoritmalarla kıyasla daha iyi sonuçlar vermiştir. Ayrıca, sürü tabanlı sezgisel üstü algoritmalar ile gradyan tabanlı algoritmaların hibritlenmesiyle performans iyileştirmeleri sağlanabilir.

OBL-HGS algoritması, sezgisel üstü optimizasyonda önemli bir ilerlemeyi temsil etmektedir. OBL mekanizmalarının entegrasyonu, orijinal HGS algoritmasının sınırlamalarını aşmakta ve türevlenemeyen yapıya sahip, çok sayıda karar değişkeni içeren karmaşık optimizasyon problemlerinde üstün performans göstermektedir. Gelecek araştırmalarda, ek örüntü arama stratejileri, akıllı öğrenme mekanizmaları ve diğer sezgisel üstü tekniklerle hibritleme yoluyla algoritmanın performansı daha da artırılabilir. Gerçek dünya uygulamaları ve kıyaslama çalışmaları, pratik uygulanabilirlik ve iyileştirme alanlarına ilişkin önemli içgörüler sunacaktır. Parametre ayarlamaları, duyarlılık analizleri ve ölçeklenebilirlik değerlendirmeleri, optimum performans için kritik öneme sahiptir.

Bu tezde, enerji verimliliği optimizasyonu için yapay sinir ağlarının sezgisel üstü algoritmalarla entegrasyonu tartışılmıştır. OBL-HGS-MLP modeli, enerji tüketimini

azaltmak ve binalarda sürdürülebilir enerji yönetimi sağlamak amacıyla HVAC sistemlerinde enerji yükü tahmini için geliştirilmiştir. Çalışma, enerji talebi gelişimi, kaynak sınırlamaları ve çevresel etkileri inceleyerek küresel ölçekte bina enerji tüketiminin önemini vurgulamaktadır. Makine öğrenimi, sinir ağları ve sezgisel üstü algoritmaların analizi, MLP mimarisinin doğrusal olmayan enerji tüketimi problemlerinde başarılı olduğunu, sezgisel üstü algoritmaların ise küresel optimumlara ulaşmada üstün performans sergilediğini göstermektedir. Literatürde, bu iki yaklaşımın hibritlenmesinin enerji verimliliğinde umut verici sonuçlar verdiği belirtilmektedir.

Çalışmada kullanılan HGS algoritmasının OBL stratejisiyle hibritlenmesi, arama alanı çeşitliliğini artırarak yerel minimum riskini azaltmakta ve daha hızlı yakınsama sağlamaktadır. MLP tabanlı sinir ağı modeli, UCI Enerji Verimliliği veri setinden elde edilen sekiz sensör verisiyle binalardaki ısıtma ve soğutma yüklerini başarıyla tahmin etmektedir. OBL-HGS-MLP modelinin performansı, doğruluk, kesinlik, duyarlılık ve F1 skoru gibi metriklerle değerlendirilmiş; ROC eğrileri, AUC değerleri, kutu grafikleri ve yakınsama eğrileriyle modelin sağlam ayırt edici yeteneklere ve güvenilir tahmin kapasitesine sahip olduğu gösterilmiştir. Sonuç olarak, OBL-HGS modeli, güvenilir ve verimli kestirimci performans sunarak HVAC uygulamaları için pratik bir seçenek olarak öne çıkmaktadır.

Bununla birlikte, alternatif modelleme tekniklerinin geliştirilmesi ve araştırılması, modelin performansını daha da iyileştirmek için gelecekteki çalışmalarda faydalı olacaktır. OBL-HGS algoritmasının MLP ile hibritlenmesi, enerji verimliliği optimizasyonunda yeni bir yaklaşım sunmakta ve enerji yönetimi ile sürdürülebilirlik alanında yeni perspektifler kazandırmaktadır. Makine öğrenimi ve sezgisel üstü algoritmaların entegrasyonu, akıllı bina sistemlerinde enerji tüketiminin azaltılması ve çevresel sürdürülebilirliğin sağlanmasında önemli bir rol oynayacaktır. Gelecek çalışmalar, farklı iklim koşulları, bina tipleri ve gerçek zamanlı uygulamaları kapsayacak şekilde diğer yapay zeka teknikleriyle modelin entegrasyonunu araştırabilir.

5.2. Öneriler

Modelin geliştirilebilirliğini ve güvenilirliğini artırmak amacıyla, farklı iklim bölgeleri, bina türleri ve kullanım senaryolarından elde edilen yeni veri setleriyle kapsamlı değerlendirmeler yapılması büyük önem taşımaktadır. Bu yaklaşım, modelin çeşitli koşullardaki güçlü performansını doğrulayacaktır. Ayrıca, modelin gerçek zamanlı enerji yönetimi ve kontrolü için akıllı bina otomasyon sistemlerine entegre

edilmesi önerilmektedir. IoT tabanlı sensör ağlarıyla bağlantı kurularak, enerji kullanımının gerçek zamanlı izlenmesi ve optimizasyonu sağlanabilir.

OBL-HGS algoritmasının etkinliği, diğer sezgisel üstü algoritmalar ve farklı yapay zeka teknikleriyle birleştirilerek daha da artırılabilir. Özellikle, derin öğrenme, destek vektör makineleri ve topluluk yöntemleriyle yeni hibrit modeller geliştirilebilir. Farklı hibrit yaklaşımların uygulanmasında parametre ayarlarına özen gösterilmesi, modelin en hassas olduğu parametrelerin ve en iyi performans gösterdiği koşulların belirlenmesine yardımcı olacaktır.

Elde edilen sonuçlar, enerji verimliliği politikalarının ve sürdürülebilir bina tasarımının geliştirilmesine rehberlik edebilir. Karar vericiler ve sektör profesyonelleri, bu tür yapay zeka tabanlı modelleri enerji yönetimi stratejilerine entegre ederek daha etkili ve sürdürülebilir çözümler üretebilirler. Model aracılığıyla elde edilen enerji tasarrufunun çevresel ve ekonomik etkileri kapsamlı bir şekilde analiz edilmelidir; bu değerlendirmelerde karbon emisyonları, maliyet-fayda analizleri ve kullanıcı konforu gibi faktörler dikkate alınmalıdır.

Akademik camiada ilerlemeyi hızlandırmak için, kullanılan veri setlerinin ve geliştirilen kodların açık erişimli hale getirilmesi önerilmektedir. Böylece, farklı araştırmacılar modelin geliştirilmesine katkı sağlayabilecektir. Son olarak, hem sektör çalışanları hem de son kullanıcılar için enerji verimliliği ve akıllı bina teknolojileri konusunda eğitim ve farkındalık programları düzenlenmesi, geliştirilen teknolojilerin yaygınlaştırılması ve etkin kullanımının sağlanması açısından önem arz etmektedir.

KAYNAKÇA

- Ahmadi, A., Nabipour, M., Taheri, S., Mohammadi-Ivatloo, B., Vahidinasab, V. 2022. A new false data injection attack detection model for cyberattack resilient energy forecasting, *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 19 (1), 371-381.
- Al-Rakhami, M., Gumaei, A., Alsanad, A., Alamri, A., Hassan, M.M. 2019. An ensemble learning approach for accurate energy load prediction in residential buildings, *IEEE Access*, 7, 48328-48338.
- Alavi, A., Gandomi, A., Gandomi, M., Sadat Hosseini, S. 2009. Prediction of maximum dry density and optimum moisture content of stabilised soil using RBF neural networks, *The IES Journal Part A: Civil & Structural Engineering*, 2 (2), 98-106.
- Albayrak, A.S. 2010. ARIMA forecasting of primary energy production and consumption in Turkey: 1923–2006, *Enerji, piyasa ve düzenleme*, 1 (1), 24-50.
- Anbarcı, M., Giran, Ö., Demir, İ.H. 2012. Uluslararası yeşil bina sertifika sistemleri ile türkiyedeki bina enerji verimliliği uygulaması, *Engineering Sciences*, 7 (1), 368-383.
- Bae, S.B., Choi, D.S., Min, S.G. 2023. Artificial hunting optimization: A novel method for design optimization of permanent magnet machines, *IEEE Transactions on Transportation Electrification*.
- Bahar, O. 2005. Türkiye’de enerji sektörü üzerine bir değerlendirme, *Muğla Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi* (14), 35-59.
- Baker, D.J. 2003. Heating, Air Conditioning, and Ventilating, *USA Today*.
- Bandaru, S., Deb, K. 2016. Metaheuristic techniques. in: *Decision sciences*, CRC Press, pp. 709-766.
- Barden, J.L. 2013. International Energy Outlook 2011, [http://www. aboutnaturalgas. com/content/key-bene-fits/global-demand/](http://www.aboutnaturalgas.com/content/key-bene-fits/global-demand/).
- Blum, C., Roli, A. 2003. Metaheuristics in combinatorial optimization: Overview and conceptual comparison, *ACM computing surveys (CSUR)*, 35 (3), 268-308.
- Cichowicz, R., Jerominko, T. 2023. Comparison of calculation and consumption methods for determining Energy Performance Certificates (EPC) in the case of multi-family residential buildings in Poland (Central-Eastern Europe), *Energy*, 282, 128393.
- Çayır, A., Yenidoğan, İ., Dağ, H. 2018. Konutların günlük elektrik güç tüketimi tahmini için uygun model seçimi, *Fırat Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 30 (3), 15-21.
- Çermikli, A.H., Öztürkler, H. 2010. Dünya enerji tüketimi: 1980–2005 döneminde enerji tüketimindeki değişim, *Ekonomik Yaklaşım*, 21 (74), 1-22.
- Denizbilen, S.Y. 2023. Enerji Talebi ve Dünya Ekonomisi Açısından Önemi, *İktisadi Araştırmalar Dergisi*, 1 (1), 18-23.
- Doğmuş, O., Onat, A., Yılmaz, Ş., Ergün, Ş. 2005. Tekstil Fabrikalarındaki Bağlı Nemin Yapay Sinir Ağları Yöntemi ile Kontrolü, *KSÜ Fen ve Mühendislik Dergisi*, 8 (1), 53-59.
- Eker, E. 2025. Development of Random Walks Strategy based Dandelion Optimizer and Its Application to Engineering Design Problems, *IEEE Access*.
- Eker, E., Atar, Ş., Şevgin, F., Tuğal, İ. 2024. Optimization of Non-Linear Problems Using Salp Swarm Algorithm and Solving the Energy Efficiency Problem of Buildings with Salp Swarm Algorithm-based Multi-Layer Perceptron Algorithm, *Electrica*, 24 (2).

- Eker, E., Kayri, M., Ekinçi, S., İzci, D. 2021. A new fusion of ASO with SA algorithm and its applications to MLP training and DC motor speed control, *Arabian Journal for Science and Engineering*, 46, 3889-3911.
- Eker, E., Kayri, M., Ekinçi, S., İzci, D. 2023. Comparison of swarm-based metaheuristic and gradient descent-based algorithms in artificial neural network training, *ADCAIJ: Advances in Distributed Computing and Artificial Intelligence Journal*, 12, e29969-e29969.
- Ekinçi, S., İzci, D., Eker, E., Abualigah, L., Thanh, C.-L., Khatir, S. 2024. Hunger games pattern search with elite opposite-based solution for solving complex engineering design problems, *Evolving Systems*, 15 (3), 939-964.
- Eskin, N. 2001. İklimlendirme Sistemlerinin Ve İklim Şartlarının Ofis Binaları Enerji İhtiyacı Üzerindeki Etkisi.
- Fong, K.F., Hanby, V.I., Chow, T.-T. 2006. HVAC system optimization for energy management by evolutionary programming, *Energy and buildings*, 38 (3), 220-231.
- Gandomi, A.H., Alavi, A.H. 2012. Krill herd: a new bio-inspired optimization algorithm, *Communications in nonlinear science and numerical simulation*, 17 (12), 4831-4845.
- Ghahramani, A., Karvigh, S.A., Becerik-Gerber, B. 2017. HVAC system energy optimization using an adaptive hybrid metaheuristic, *Energy and Buildings*, 152, 149-161.
- Ghahramani, A., Zhang, K., Dutta, K., Yang, Z., Becerik-Gerber, B. 2016. Energy savings from temperature setpoints and deadband: Quantifying the influence of building and system properties on savings, *Applied Energy*, 165, 930-942.
- Goyal, M., Pandey, M., Thakur, R., 2020, Exploratory analysis of machine learning techniques to predict energy efficiency in buildings, *2020 8th International Conference on Reliability, Infocom Technologies and Optimization (Trends and Future Directions)(ICRITO)*, IEEE, 1033-1037.
- Gülcü, Y. (2010), "Isparta ilinde doğalgaz kullanımını etkileyen sosyoekonomik faktörlerin analizi", SDÜ Sosyal Bilimler Enstitüsü,
- Güler, Ş., Eker, E., Yumuşak, N. 2025. Improvement of Wild Horse Optimizer Algorithm with Random Walk Strategy (IWHO), and Appointment as MLP Supervisor for Solving Energy Efficiency Problem, *Energies*, 18 (11), 2916.
- Haines, R., Myers, M. 2007. HVAC Systems Design Handbook, 5^a Edição ed.[18] R, McDowall, *Fundamentals of HVAC Systems*.
- Handbook, A., 1996, HVAC systems and equipment, *chapter*,
- Haykin, S., 1994, *Neural networks: a comprehensive foundation*, Prentice Hall PTR,
- He, S., Li, Q., Khishe, M., Salih Mohammed, A., Mohammadi, H., Mohammadi, M. 2024. The optimization of nodes clustering and multi-hop routing protocol using hierarchical chimp optimization for sustainable energy efficient underwater wireless sensor networks, *Wireless networks*, 30 (1), 233-252.
- Heidari, A.A., Mirjalili, S., Faris, H., Aljarah, I., Mafarja, M., Chen, H. 2019. Harris hawks optimization: Algorithm and applications, *Future generation computer systems*, 97, 849-872.
- Heperkan, H., Önal, B.S., Uyar, T.S. 2020. Efficient use of energy in buildings—new smart trends, *Accelerating the Transition to a 100% Renewable Energy Era*, 439-484.
- Irfan, M., Ramlie, F., Faruq, A. 2021. Prediction of residential building energy efficiency performance using deep neural network, *IAENG International Journal of Computer Science*, 48 (3).

- Kalinda, T., Banda, D., Hamukwala, P., Maimbo, F., Sjaastad, E. 2013. The impact of the Zimbabwean crisis on informal cross-border trade with Zambia.
- Khishe, M., Mohammadi, H. 2019. Passive sonar target classification using multi-layer perceptron trained by salp swarm algorithm, *Ocean Engineering*, 181, 98-108.
- Korkmaz, S., Yılğör, M. 2011. Enerji tüketimi-iktisadi büyüme ilişkisi, *Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi* (22), 111-125.
- Kosarirad, H., Ghasempour Nejati, M., Saffari, A., Khishe, M., Mohammadi, M. 2022. Feature selection and training multilayer perceptron neural networks using grasshopper optimization algorithm for design optimal classifier of big data sonar, *Journal of Sensors*, 2022 (1), 9620555.
- Kusiak, A., Li, M., Tang, F. 2010. Modeling and optimization of HVAC energy consumption, *Applied Energy*, 87 (10), 3092-3102.
- Li, Y., Zhou, R.-G., Xu, R., Luo, J., Hu, W., Fan, P. 2022. Implementing graph-theoretic feature selection by quantum approximate optimization algorithm, *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 35 (2), 2364-2377.
- Metenidis, M.F., Witczak, M., Korbicz, J. 2004. A novel genetic programming approach to nonlinear system modelling: application to the DAMADICS benchmark problem, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 17 (4), 363-370.
- Mucuk, M., Uysal, D. 2009. Türkiye ekonomisinde enerji tüketimi ve ekonomik büyüme, *Maliye Dergisi*, 157 (1), 105-115.
- Nassif, N., Moujaes, S. 2008. A cost-effective operating strategy to reduce energy consumption in a HVAC system, *International Journal of Energy Research*, 32 (6), 543-558.
- Nilashi, M., Dalvi-Esfahani, M., Ibrahim, O., Bagherifard, K., Mardani, A., Zakuan, N. 2017. A soft computing method for the prediction of energy performance of residential buildings, *Measurement*, 109, 268-280.
- Önal, B.S., Heperkan, H.A. 2023. Yeni Enerji Teknolojilerinin Binalarda Kullanımının Enerji Performansına Etkileri.
- Pérez-Lombard, L., Ortiz, J., Pout, C. 2008. A review on buildings energy consumption information, *Energy and buildings*, 40 (3), 394-398.
- Perlovsky, L.I. 2002. Physical Theory of Information Processing in the Mind: concepts and emotions, *SEED On Line Journal*, 2 (2), 36-54.
- Qian, L., Chen, Z., Huang, Y., Stanford, R.J. 2023. Employing categorical boosting (CatBoost) and meta-heuristic algorithms for predicting the urban gas consumption, *Urban Climate*, 51, 101647.
- Raouf, Z.T., Abd, D.H., 2023, Feature Selection for Binary Dataset using Dragonfly Algorithm, *2023 16th International Conference on Developments in eSystems Engineering (DeSE)*, IEEE, 480-485.
- Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., Williams, R.J. 1985. Learning internal representations by error propagation, *Institute for Cognitive Science, University of California, San Diego La*
- Sajjad, M., Khan, S.U., Khan, N., Haq, I.U., Ullah, A., Lee, M.Y., Baik, S.W. 2020. Towards efficient building designing: Heating and cooling load prediction via multi-output model, *Sensors*, 20 (22), 6419.
- Şekkelci, M., Yıldız, C., İmal, M. 2007. İklimlendirme (hvac) sisteminin merkezci taban fonksiyonlu yapay sinir ağları (rbf) kullanılarak denetlenmesi.
- Talbi, E.-G., 2009, *Metaheuristics: from design to implementation*, *John Wiley & Sons*,

- Tien Bui, D., Moayedi, H., Anastasios, D., Kok Foong, L. 2019. Predicting heating and cooling loads in energy-efficient buildings using two hybrid intelligent models, *Applied Sciences*, 9 (17), 3543.
- Tien, P.W., Wei, S., Darkwa, J., Wood, C., Calautit, J.K. 2022. Machine learning and deep learning methods for enhancing building energy efficiency and indoor environmental quality—a review, *Energy and AI*, 10, 100198.
- Tizhoosh, H.R., 2005, Opposition-based learning: a new scheme for machine intelligence, *International conference on computational intelligence for modelling, control and automation and international conference on intelligent agents, web technologies and internet commerce (CIMCA-IAWTIC'06)*, IEEE, 695-701.
- Tsanas, A., Xifara, A. 2012. Energy efficiency, UCI machine learning repository, 10, C51307.
- Türkmenoglu, C., Tantug, A.C., 2014, Sentiment analysis in Turkish media, *International Conference on Machine Learning (ICML)*.
- Wang, L., Khishe, M., Mohammadi, M., Mahmoodzadeh, A. 2022. Extreme learning machine evolved by fuzzified hunger games search for energy and individual thermal comfort optimization, *Journal of Building Engineering*, 60, 105187.
- Wang, Q., Chen, G., Khishe, M., Ibrahim, B.F., Rashidi, S. 2023. Multi-objective optimization of IoT-based green building energy system using binary metaheuristic algorithms, *Journal of Building Engineering*, 68, 106031.
- Yang, X.-S. 2011. Bat algorithm for multi-objective optimisation, *International Journal of Bio-Inspired Computation*, 3 (5), 267-274.
- Yang, X.-S., 2010, *Engineering optimization: an introduction with metaheuristic applications*, John Wiley & Sons,
- Yilmaz, V. (2010), "Enerji talebi ve Tokatta elektrik enerjisi talebi üzerine bir uygulama", Sosyal Bilimler Enstitüsü,
- Yussuf, R.O., Asfour, O.S. 2024. Applications of artificial intelligence for energy efficiency throughout the building lifecycle: An overview, *Energy and Buildings*, 305, 113903.
- Zengin, H.F., Keser, S.B. 2023. Makine öğrenimi ve hiper parametre optimizasyonu ile binalardaki enerji verimliliği analizi, *uluborlu mesleki bilimler dergisi*, 6 (2), 53-64.
- Zheng, G., Zaheer-Uddin, M. 1996. Optimization of thermal processes in a variable air volume HVAC system, *Energy*, 21 (5), 407-420.

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı : Fuat ÇETİN

EĞİTİM

Derece	Adı, İlçe, İl	BitirmeYılı
Lise	: Muş Anadolu Öğretmen Lisesi, Merkez, Muş	2009
Üniversite	: İstanbul Üniversitesi, Avcılar, İstanbul	2016
Yüksek Lisans :		
Doktora :		

İŞ DENEYİMLERİ

Yıl	Kurum	Görevi
2017	DEM Yapı Mühendislik	Elektrik Mühendisi
2019	Muş Şeker Üretim A.Ş	Elektrik Mühendisi
2024	Bilim Teknik Koleji	Elektrik Öğretim Üyesi

UZMANLIK ALANI

YABANCI DİLLER

BELİRTMEK İSTEĞİNİZ DİĞER ÖZELLİKLER

YAYINLAR