

Volkan ATEŞ

Doktora Tezi

KÜ 2019

KIRIKKALE ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ A.B.D.  
DOKTORA TEZİ

Tezin adı

Türkiye'nin Kısa Dönemli Saatlik Bazda Elektrik Tüketiminin Yapay Zeka  
Teknikleri Kullanılarak Tahmin Edilmesi

Volkan ATEŞ

Nisan 2019

**Elektrik Elektronik Anabilim Dalında** Volkan ATEŞ tarafından hazırlanan TÜRKİYE’NİN KISA DÖNEMLİ SAATLİK BAZDA ELEKTRİK TÜKETİMİNİN YAPAY ZEKA TEKNİKLERİ KULLANILARAK TAHMİN EDİLMESİ adlı Doktora Tezinin Anabilim Dalı standartlarına uygun olduğunu onaylarım.

Prof. Dr. Nihat İNANÇ  
Anabilim Dalı Başkanı

Bu tezi okuduğumu ve tezin **Doktora Tezi** olarak bütün gereklilikleri yerine getirdiğini onaylarım.

Doç. Dr. Necaattin BARIŞCI  
Ortak Danışman

Doç. Dr. Murat LÜY  
Danışman

Jüri Üyeleri

Başkan : Prof. Dr. Necmi Serkan TEZEL \_\_\_\_\_  
Üye (Danışman) : Doç. Dr. Murat LÜY \_\_\_\_\_  
Üye : Prof. Dr. Ertuğrul ÇAM \_\_\_\_\_  
Üye : Doç. Dr. Hasan Şakir BİLGE \_\_\_\_\_  
Üye : Dr. Öğr. Üyesi Hüseyin POLAT \_\_\_\_\_

.../.../2019

Bu tez ile Kırıkkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu Doktora derecesini onaylamıştır.

Prof. Dr. Recep ÇALIN  
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü



**Aileme**

## ÖZET

### TÜRKİYE’NİN KISA DÖNEMLİ SAATLİK BAZDA ELEKTRİK TÜKETİMİNİN YAPAY ZEKA TEKNİKLERİ KULLANILARAK TAHMİN EDİLMESİ

ATEŞ, Volkan

Kırıkkale Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Elektrik-Elektronik Mühendisliği, Doktora tezi

Danışman: Doç. Dr. Murat LÜY

Ortak Danışman: Doç. Dr. Necaattin BARIŞCI

Nisan 2019,98 sayfa

Elektrik enerjisi, günlük yaşantımız için hayati öneme sahip, doğal ve yapay kaynaklardan elde edilen, depolanamayan bir enerji kaynağıdır. Sınırlı kaynaklar kullanılarak üretilen ve depolanamayan elektrik enerjisinin üretiminde, arz-talep dengesinin en iyi şekilde sağlanması, büyük bir öneme sahiptir. Bu tez çalışmasında saatlik bazda kısa dönemli elektrik enerjisi tüketimi, geliştirilen bulanık mantık temelli modeller kullanılarak tahmin edilmekte ve doğadan esinlenen optimizasyon algoritmaları ile tahmin modelleri optimize edilmektedir. Çalışmada, bulanık mantık tahmin modelinde kullanılan kural tabanları yapay karınca kolonisi ve genetik algoritma optimizasyon yöntemleri kullanılarak iyileştirilmiş ve karma yapay zekâ temelli tahmin modelleri geliştirilmiştir. Önerilen tahmin modellerinin eğitim ve testlerinde 2011-2014 yıllarına ait saatlik bazda elektrik tüketim bilgisi, hava sıcaklık bilgisi, takvim bilgisi kullanılmış ve makine öğrenmesi tekniklerinden biri olan pekiştirmeli öğrenme tekniği kullanılmıştır. Yapılan çalışmalarda, saatlik bazda elektrik tüketim bilgisi ortalama %3'lük hata payı ile tahmin edilmiştir.

**Anahtar Kelimeler :** Kısa Dönemli Yük Tahmini, Karınca Kolonisi Algoritması,  
Bulanık Mantık, Genetik Algoritma

## ABSTRACT

### SHORT-TERM ELECTRICITY LOAD FORECASTING USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNIQS

ATEŞ, Volkan

Kırıkkale University

Graduate School of Natural and Applied Sciences

Department of Electric Electronic Engineering, Ph. D. Thesis

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Murat LÜY

Co-Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Necaattin BARIŞCI

April 2019, 98 pages

Electrical energy is an energy source that is produced by using natural and artificial sources and is vital for our daily life. In the production of electrical energy, which is produced by using limited resources, the supply-demand balance is of utmost importance. In the thesis study, short-term electrical energy consumption on an hourly basis is forecasted by using fuzzy logic-based models and nature-inspired optimization algorithms were used for optimization on proposed forecasting models. In the study, rule bases used in fuzzy logic prediction models were improved by using artificial ant colony and genetic algorithm optimization methods and hybrid artificial intelligence (AI) based forecasting models were developed. In the training and testing phase of the proposed prediction models, hourly basis electricity consumption information, air temperature information and calendar information which are belonging to the period of 2011-2014 were used and reinforcement learning (q-learning) technique which is one of the most common machine learning techniques was used. According to the results obtained in the studies, electricity consumption information on an hourly basis was forecasted with an average error margin of 3% and giving promising information of using AI-based methods on developing short-term load forecasting models

**Key Words :** Short-Term Load Forecasting, Artificial Ant Colony Optimization, Fuzzy Logic, Genetic Algorithm.



## TEŐEKKÜR

Tezimin hazırlanması esnasında hiçbir yardımı esirgemeyen ve biz genç arařtırmacılara büyük destek olan, bilimsel deney imkanlarını sonuna kadar bizlerin hizmetine veren, tez yöneticisi hocam, Sayın Doç. Dr. Murat LÜY'e, tez çalışmalarım esnasında, bilimsel konularda daima yardımını gördüğüm hocalarım Sayın Doç. Dr. Necaattin BARIŐCI'ya, Sayın Prof. Dr. Ertuğrul ÇAM'a ve Sayın Dr. Öğr. Üyesi Hüseyin POLAT'a, büyük fedakarlıklarla bana her zaman destek olan hayat arkadaşım, değerli eşim Nejla ATEŐ'e, evlatlarımlar Deniz ve Duru'ya teşekkür ederim.



## İÇİNDEKİLER DİZİNİ

	<u>Sayfa</u>
<b>ÖZET</b> .....	<b>i</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>ii</b>
<b>TEŞEKKÜR</b> .....	<b>iv</b>
<b>İÇİNDEKİLER DİZİNİ</b> .....	<b>v</b>
<b>ŞEKİLLER DİZİNİ</b> .....	<b>vii</b>
<b>ÇİZELGELER DİZİNİ</b> .....	<b>ix</b>
<b>KISALTMALAR DİZİNİ</b> .....	<b>x</b>
<b>1. GİRİŞ</b> .....	<b>1</b>
1.1. Literatür Özetleri .....	3
1.2. Tezin Amacı ve Literatüre Katkısı .....	12
<b>2. ELEKTRİK ÜRETİM ve YÖNETİMİ</b> .....	<b>13</b>
2.1. Elektrik Enerjisi .....	13
2.1.1. Elektrik Enerjisine Genel Bakış .....	13
2.1.2. Elektrik Enerjisi Üretim Yöntemleri .....	14
2.2. Türkiye’de Elektrik Enerjisi Üretim ve Yönetimi .....	14
2.2.1. Mevcut Durum (2018 Yılı İtibariyle).....	14
<b>3. BULANIK MANTIK</b> .....	<b>19</b>
3.1. Bulanıklık Kavramı .....	20
3.2. Bulanık Üyelik Fonksiyonları.....	20
3.2.1. Üyelik Fonksiyonlarının Özellikleri.....	21
3.2.2. Üyelik Fonksiyonları ve Çeşitleri .....	22
3.3. Kural Bilgi Tabanı .....	24
3.4. Bulanıklığın Anlamlandırılması.....	25
3.5. Durulaştırma ve Keskin Değere Dönüşüm .....	26
3.5.1. Ağırlık Merkezi Yöntemi .....	26
3.5.2. Bi-Sektör Yöntemi.....	27
3.5.3. Ağırlıklı Ortalama Yöntemi.....	27
<b>4. DOĞADAN ESİNLENEN OPTİMİZASYON YÖNTEMLERİ</b> .....	<b>28</b>
4.1. Genetik Algoritma .....	28



4.1.1. Terminoloji .....	28
4.1.2. Seçim Operatörü ve İyinin Hayatta Kalması .....	31
4.1.3. Çaprazlama Yöntemi .....	33
4.1.4. Mutasyon (Mutation) .....	34
4.2. Karınca Kolonisi Algoritması (Ant Colony Optimization).....	35
4.2.1. Karıncaların Arama Davranışı ve Optimizasyon.....	36
4.2.2. Olasılık Tabanlı (Stokastik) Model.....	37
<b>5. KKA VE GA İLE KURAL TABANI OPTİMİZASYONU YAPILAN KARMA BM TAHMİN MODELLERİ.....</b>	<b>39</b>
5.1. Bulanık Çıkarım .....	40
5.2. Veri Setinin Oluşturulması .....	42
5.3. Bulanık Tahmin Modeli Giriş Parametreleri.....	44
5.3.1. Önceki Gün Tüketim Verisi.....	45
5.3.2. Önceki Hafta Tüketim Verisi .....	46
5.3.3. Hesaplanan Haftalık Yük Trendi.....	46
5.3.4. Hesaplanan Haftalık Hava Sıcaklığı Trendi.....	48
5.4. Bulanık Mantık Yük Tahmin Modeli .....	48
5.5. KKA-Bulanık Yük Tahmin Modeli.....	55
5.6. Genetik-Bulanık Yük Tahmin Modeli .....	59
<b>6. BULGULAR.....</b>	<b>69</b>
6.1. KKA-Bulanık Tahmin Modeli Sonuçları.....	71
6.2. Genetik-Bulanık Tahmin Modeli Sonuçları .....	77
6.3. Çoklu Doğrusal Regresyon (ÇDR) Modeli ve Karşılaştırma Sonuçları.....	82
<b>7. TARTIŞMA .....</b>	<b>88</b>
<b>KAYNAKLAR .....</b>	<b>90</b>
<b>EKLER.....</b>	<b>97</b>
<b>ÖZGEÇMİŞ.....</b>	<b>97</b>

## ŞEKİLLER DİZİNİ

<u>ŞEKİL</u>	<u>Sayfa</u>
Şekil 1.1. Bulanık mantık kısa dönemli yük tahmin modeli [21].	6
Şekil 2.1. 2017 yılı sonu itibari ile kurulu güç oransal gösterim	17
Şekil 2.2. 2017 yılı itibari ile elektrik üretiminin kuruluşlara göre oransal gösterim	18
Şekil 3.1. Siyah-beyaz renkler evreni [35].	20
Şekil 3.2. Üyelik fonksiyonları ile bulanıklaştırılmış siyah-beyaz renk evreni [35].	21
Şekil 3.3. Bulanık set için çekirdek, sınır ve destek bölgeleri	22
Şekil 3.4. Temel üyelik fonksiyonu tipleri	22
Şekil 3.5. Üçgensel formda bulanık üyelik fonksiyonu	23
Şekil 3.6. Yamuk formda bulanık üyelik fonksiyonu	23
Şekil 3.7. Gauss formda bulanık üyelik fonksiyonu	24
Şekil 3.8. Bulanık çıkarım örneği	26
Şekil 4.1. Genetik programlama açısından kromozom temsili	30
Şekil 4.2. Çaprazlama işlemleri a) Tek noktalı b) iki noktalı c) çok noktalı d) uniform çaprazlama [50]	33
Şekil 4.3. Mutasyon işlemi çeşitleri. a) yerine koyma b) silme c) ikileme d) tersleme e) ekleme [50]	34
Şekil 4.4. Karınca kolonisi davranışlarının gözlenmesine yönelik deneysel ortam	36
Şekil 4.5. Stokastik model için yuva besin arasında tanımlı farklı uzunlukta kollar.	37
Şekil 5.1. Bulanık Yük Tahmin Modeli Akış Diyagramı	39
Şekil 5.2. Bulanık çıkarım sistemi blok diyagramı	41
Şekil 5.3. 2013 yılı saatlik bazda elektrik yükü tüketim eğrisi	43
Şekil 5.4. a) 2011 yılı normalize edilmiş yük tüketim karakteristiği b) 2012 yılı normalize edilmiş yük tüketim karakteristiği c) 2013 yılı normalize edilmiş yük tüketim karakteristiği	44
Şekil 5.5. Günlük bazda normalize edilmiş elektrik yükü tüketim eğrisi (2013)	45
Şekil 5.6. 1 Ocak 2012 tarihi saat 00:00-01:00 arası için hesaplanan yük trendi	47
Şekil 5.7. 1-4 Nisan 2013 tarihi itibari ile normalize edilmiş hava sıcaklık ve yük tüketim verisi	48

Şekil 5.8. 2013 yılı ortalama yük tüketim ve bulanık küme sınır değerleri [62].	50
Şekil 5.9. Bulanıklaştırılmış yük tipi giriş ve çıkış bulanık küme	51
Şekil 5.10. Bulanıklaştırılmış sıcaklık tipi giriş bulanık küme	52
Şekil 5.11. KKA optimizasyon modeli blok diyagramı	56
Şekil 5.12. Başlangıç aşaması için rastgele karınca rotası tanımlama işlemi	58
Şekil 5.13. Ağırlıkların güncellenmesi ve yeni karınca rotasının oluşturulması	59
Şekil 5.14. Genetik algoritma temel çalışma prensibi [62]	60
Şekil 5.15. GA tabanlı yük tahmin modeli blok diyagramı	62
Şekil 5.16. Genetik kural tabanı toplu temsili gösterim	65
Şekil 5.17. Rastgele değer atanmış kural tabanı toplu gösterim	66
Şekil 5.18. (a) Genetik algoritma optimizasyon süreci (Elitizm)	67
Şekil 6.1. Karınca kolonisi model eğitim aşaması hata eğrisi	72
Şekil 6.2. Eğitim seti ile yapılan karşılaştırmalı tahmin sonuçları	75
Şekil 6.3. Test veri seti kullanılarak elde edilen tahmin sonuçları	76
Şekil 6.4. Genetik algoritma ile optimize edilen tahmin modeli uygunluk değerleri değişimi	78
Şekil 6.5. 1-5 Şubat 2013 tarihleri arasına ait genetik model test sonuçları [62]	80
Şekil 6.6. 7-12 Şubat 2014 tarihleri arasına ait test verisi sonuçları [62]	81
Şekil 6.7. Karşılaştırmalı test sonuçları [62]	84

## ÇİZELGELER DİZİNİ

<u>ÇİZELGE</u>	<u>Sayfa</u>
<b>Tablo 2.1.</b> 2017 yılı sonu ile Türkiye Cumhuriyeti kurulu güç durumu .....	16
<b>Tablo 2.2.</b> 2017 yılı sonu itibari ile elektrik üretimi.....	17
<b>Tablo 5.1.</b> 25 Aralık 2011 - 1 Ocak 2012 arası EKK değerleri tablosu .....	47
<b>Tablo 5.2.</b> Hava sıcaklığı değerleri için çarpan katsayıları .....	53
<b>Tablo 5.3.</b> 1 Aralık 2012 tarihi itibari ile hava sıcaklık verileri .....	54
<b>Tablo 5.4.</b> Rastgele tanımlanan karınca kolonisi kural tabanı örneği .....	57
<b>Tablo 5.5.</b> Genetik algoritma yaklaşımı için örnek kural tabanı matrisi .....	63
<b>Tablo 6.1.</b> 8 Şubat 2013'e ait test veri seti.....	70
<b>Tablo 6.2.</b> Optimizasyon aşamasında her bir bireyin ölçülen % hata değerleri .....	77
<b>Tablo 6.3.</b> Regresyon özeti ve istatistiki bilgiler .....	82
<b>Tablo 6.4.</b> Regresyon tablosu (ANOVA) .....	83
<b>Tablo 6.5.</b> Regresyon eşitlik tablosu .....	83
<b>Tablo 6.6.</b> 29 Ocak 2013 tarihi itibari ile karşılaştırmalı test sonuçları [62].....	86
<b>Tablo 6.7.</b> 30 Ocak 2013 tarihi itibari ile karşılaştırmalı test sonuçları [62].....	87

## KISALTMALAR DİZİNİ

YSA	Yapay Sinir Ađı
GYSA	Genelleřtirilmiř Yapay Sinir Ađı
GA	Genetik Algoritma
KKA	Karınca Kolonisi Algoritması
BM	Bulanık ıkarım Sistemi
EÖM	Ekstrem Öđrenme Makinesi
MYAK	Modifiye Edilmiř Yapay Arı Kolonisi,
DD	Dalgacık Dönüřümü
DVM	Destek Vektör Makinesi
PYSA	Paketlenmiř Yapay Sinir Ađları
KA	ok Katmanlı Algılayıcı
FEOA	Farksal Evrimsel Opt. Algoritması
KKEYSA	Karma Kuantalanmiř Elman Y S A

## 1. GİRİŞ

Türkiye’de ve Avrupa’daki birçok elektrik piyasasının, binyılın başlangıcında serbestleştirilmesiyle birlikte, enerji tedarikçileri ile hane halkı ve işletmeler için yeni zorluklar ve fırsatlar doğmuştur. Serbestleşme ile piyasanın yapısı şekillenerek piyasa oyuncularının elektrik, doğalgaz vb. emtiaların haklarını satın alabilecekleri rekabetçi bir ortam oluşmuştur. Bu doğrultuda son müşteri fiyatları piyasaya dayalı maliyetlere göre şekillenmekte ve oluşan yeni piyasa şartlarında fiyatlar oluşurken, üretim maliyetlerinden çok piyasa rekabet şartları etkili olmaya başlamıştır. Üretim tarafında yönetilmesi gereken risk faktörlerinin sayısı artmıştır. Güneş enerjisi, rüzgar enerjisi ve hidroelektrik santrallerin doğası gereği oluşan risklerin yanında müşterilerin tedarikçi seçimlerinde yaşadıkları esneklik üretim tarafında yapılacak planlama faaliyetlerinin önemini daha da arttırmaktadır [1].

Elektrik fiyatının stokastik dalgalanması nedeniyle, tüm aktif piyasa katılımcıları için doğru yük tahmini gerekli hale gelmiştir. Tedarikçiler, belirli bir yük profili riskini değerlendirmek ve ilgili müşterinin perakende sözleşmesi için uygun bir risk primi belirleyebilmek amacıyla tahmin yöntemlerini kullanmak durumundadırlar. Diğer bir deyişle, elektrik yükü tahminleri, tedarikçilerin risk yönetimi kararlarının temelini oluşturmaktadır. Az ve aşırı yüklenmeler için artan ceza maliyetleri, tahmin hatalarının her zamankinden daha da önemli olmasını sağlamaktadır.

Kısa dönemli olarak saatlik bazda tüketilecek elektrik yükünün yüksek doğrulukla tahmin edilmesi konusu, güç üretim tesislerinin efektif şekilde yönetilmesi ve tesis faaliyetlerinin planlanması noktasında büyük önem arz etmektedir [2]. Ekonomik parametreler ve çevresel etkiler açısından bakıldığında ise, tüketim karakteristiğinin tahmini ne kadar keskin olursa üretilecek elektrik enerjisi miktarının ihtiyaca uygun olarak istenen seviyede üretilmesi sağlanmakta iken üretim aşamasında kullanılan doğal kaynakların en düşük seviyede kullanımı amaçlanmaktadır. Böylece üretim aşamasında çevrede oluşacak olan olumsuz etkiler de en düşük seviyeye indirilmektedir [3].

Elektrik Y¼k tahmini konusunda yapılan literat¼r arařtırması sonucunda yayınlanan alıřmalar incelendiĐinde, tahmin yapılacak zaman periyodunun geniřliĐi aısından y¼k tahminin ¼ alt kategoride incelendiĐi g¼r¼lmektedir.

- **Uzun D¼nemli Y¼k Tahmini (Long-Term Load Forecasting LTLF)**

On yıla kadar olan bir zaman periyodunda oluřabilecek toplam y¼k t¼kretim miktarlarının tahmini ve y¼k t¼kretim karakteristiĐinin belirlenmesi iin geliřtirilen y¼ntem ve modelleri kapsamaktadır. Genellikle ¼retim santralleri ve iletim sistemleri operat¼rleri tarafından uygulanan tahmin metodolojisiDir. Kapasite y¼kseltilmesi ve iletim aĐının geniřlemesi konularında bilgiler vermektedir.

- **Orta D¼nemli Y¼k Tahmini (Mid-Term Load Forecasting MTLF)**

Mevcut yıla ya da bir sonraki yıla ait zaman periyodu iin yapılan tahminlerdir. Bu modeller genellikle portfolyo y¼netimi ya da tedariki m¼řterilerin ihtiyalarının karřılanması iin oluřturulmaktadır.

- **Kısa D¼nemli Y¼k Tahmini (Short-Term Load Forecasting STLF)**

Bu tahmin y¼ntemi genellikle saatlik bazda g¼nl¼k ya da bir iki haftalık kısa zaman periyotlarında y¼k karakteristiĐinin belirlenmesi amacıyla oluřturulurlar. Enerji ¼reticilerinin ¼retim planlaması yaparken bařvurdukları y¼ntemlerdir. Kaynakların etkin Őekilde kullanılması aısından b¼y¼k ¼nem arz etmektedir.

G¼n¼m¼ze kadar geen s¼rede kısa d¼nemli elektriksel y¼k¼n tahmin edilmesi konusunda ok eřitli alıřmalar yapılmıřtır. Literat¼r incelendiĐinde tez alıřmasının devamında da anlatılacaĐı ¼zere y¼ksek doĐrulukta bir y¼k tahmini gerekleřtirilmesi iin sisteme etki eden ok eřitli fakt¼rler bulunmaktadır.

## 1.1. Literatür Özeti

Bu bölümde kısa dönemli yük tahmini konusunda yapılan çalışmalar hakkında bilgiler verilmektedir. Bulanık mantık yöntemler ve yapay sinir ağları yöntemleri vb. yöntemler kullanılarak yapılmış, konferans, sempozyum ve akademik dergilerde yayınlanmış örnek çalışmalar sunulmaktadır.

Kısa dönemli elektrik yükünün tahmini konusu, son yıllarda en çok araştırma yapılan ve gelişmeye uğrayan konulardan birisidir [4]. Yük tahmini, planlama, muhtemel durum analizi, yük akışı analizi ve güç sistemlerinin bakım planlaması konularında önemli bir rol üstlenmektedir.

Elektriksel yük tüketim şablonu, hava sıcaklığı, tüketim zamanı, nüfus karakteristiği, ekonomik değişiklikler, tüketicilerin durum ve ihtiyaçları gibi çeşitli faktörlerden etkilenmektedir [5]. Maliyetlerin düşürülmesindeki önemli rolü sebebiyle yük tahmini konusunda çok çeşitli yaklaşımlar geliştirilmiştir. Kısa dönemli yük tahmini konusunda geliştirilen yaklaşımlar genel olarak geleneksel istatistik tabanlı konvansiyonel model ve yöntemler ile yapay zekâ tabanlı doğadan esinlenen model ve yöntemler olmak üzere ikiye ayrılmaktadır [1][6].

İstatistiksel konvansiyonel yöntem ve modellerde, tüketim yük karakteristiği ve dışsal faktörler arasında istatistiksel bir ilişki olduğu varsayımı üzerinden yola çıkılmakta ve bu varsayımı destekleyecek ilişkisel bir model oluşturulmaktadır [7]. Literatür incelendiğinde kısa yük tahmininde geliştirilen modellerin oto-ilişkisel (Auto Regressive AR), oto-ilişkisel kayan ortalamalı (Auto Regressive Moving Average ARMA) oto-ilişkisel toplamalı kayan ortalama (Auto Regressive Integrated Moving Average ARIMA) modeller olduğu görülmektedir. Yine literatür araştırmaları göstermiştir ki, ilişki tabanlı yük tahmin modelleri takvim etkisi gibi doğrusal olmayabilen dışsal etkilerin bulunduğu veri setleri ile kullanıldıklarında bu modellerden elde edilen tahmin sonuçlarında yanılma payının yükseldiği görülmektedir [8]. Bir başka deyişle, doğrusal olmayan, gerçek dünya şartlarının yansıtıldığı veri setleri kullanılarak test edilen ilişki tabanlı geleneksel istatistik tahmin modellerinde tahmin hatası yüksek çıkmaktadır [9].



Bulanık sistemler, yapısı tam olarak bilinmeyen ya da bir başka ifade ile kararsız veya doğrusal olmayan dinamik yapılarda yoğun veri setleri kullanıldığında isteğe uygun esnekliği yüksek modeller oluşturularak iyi sonuçlar verdiği görülmektedir [6]. Liu ve arkadaşları da bu durumu gözlemlemişler ve bulanık mantık temelli bir model kullanılarak yoğun bir data set içerisindeki benzer paternlerin tespit edilmesi konusunda bir araştırma çalışması yapmışlardır [10].

Bulanık temelli tahmin modellerinde sistem iki aşamalı çalışmaktadır. Birinci aşama eğitim aşamasıdır ve uygun üyelik ve küme değerleri oluşuncaya kadar bulanık model ve parametreleri geçmişe yönelik gerçek veriler ışığında uygun patern oluşuncaya kadar ya da belirlenen hata oranının altına ininceye kadar değiştirilir. Eğitim aşaması tamamlandığında ikinci aşama olan gerçek zamanlı tahminleme aşamasına geçilir ve önerilen model anlık gerçek veriler ile çalıştırılır. Elde edilen sonuçlar gerçek yük tahmin sonuçlarıdır. Çoğu zaman test aşamasında kullanılan gerçek zamanlı veriler test süresi bitiminde eğitim setine eklenerek eğitim seti güncellenmekte ve tahmin doğruluğu yeni güncel veri seti ile arttırılmaya çalışılmaktadır.

Hsu (1992) yayınladığı çalışmasında bulanık teoriyi kullanan bir uzman sistem kullanarak kısa dönemli yük tahmini gerçekleştirmiştir [11]. Çalışmasında, bulanık yöntemleri yük tahmini için tanımladığı bir amaç fonksiyonun güncellenmesinde kullanmıştır. Tayvan güç sisteminden elde edilen veriler eğitim amacıyla kullanılmış ve yine önerilen model Tayvan güç sistemi üzerinde gerçek zamanlı veriler ile test edilmiştir.

Hsu ve arkadaşları (1994) elektrik üretim planlama probleminin çözümü için yine bulanık mantık tabanlı doğrusal programlama modeli geliştirmişler ve yük tahmin modellerinde kullanılan parametrelerin en uygun olanlarını bulmaya çalışmışlardır [12].

Mori ve Kobayashi (1996) yayınladıkları çalışmalarında, kısa yük tahmini yapmak için geliştirdikleri tahmin hatasını minimize etmeyi amaçlayan doğrusal olmayan bir optimizasyon modeli geliştirmek için bulanık çıkarım metotlarını kullanmışlardır [13].

En uygun sonucun bulunmasında tavlama benzetimi ve Newton'un en dik iniş algoritmalarını kullanmışlardır.

Dash ve arkadaşları (1996) yayınladıkları çalışmalarında, yük tahmini için yapay sinir ağları ve bulanık mantık yöntemler kullanılan karma bir tahmin modeli önermişlerdir [14].

Ramirez ve Navarro (1996) optimal elektrik enerjisi üretimi planlamasında kullanılmak üzere bulanık mantık temelli bir model önermişlerdir [15]. Çalışmalarında elde ettikleri bulgular ve bilgisayar testleri ışığında önerilen yöntemin klasik deterministik yöntemlere nazaran tahmin sürecinin içsel belirsizliği açısından daha iyi sonuçlar verdiğini göstermişlerdir.

Chow ve Tram (1997) yayınladıkları çalışmalarında, sadece yük miktarını tahmin etmekle beraber gelecekte yükün hangi bölgede gerçekleşeceği konusunda bulanık mantık temelli bir model önermektedirler [16]. Çalışmalarında yük artışının gerçekleşeceği bölgeyi otoyollara, elektrik direklerine ve maliyet faktörüne bağlı olarak tahmin etmeye çalışmışlardır.

Senjyu ve arkadaşları yayınladıkları çalışmalarında (1998) kısa dönemli yük tahmininde bulanık mantık tabanlı bir modelin kullanımının avantajlarını ifade etmişlerdir [17]. Çalışmalarında bu avantajları; doğrusal olmayan yük eğrileri üzerinde çalışabilme, gün tipinden bağımsızlık, modellenmesi zor durumlarda keskin tahmin oranının sağlanması olarak ifade etmektedirler.

Mori ve arkadaşları (1999) yayınladıkları çalışmalarında bulanık mantık tabanlı bir model önermişlerdir [18]. Önerdikleri model öğretmenli öğrenme yöntemini kullanan tabu arama algoritması ile bulanık kümeleri sayısı ve konumlarını optimize etmişlerdir.

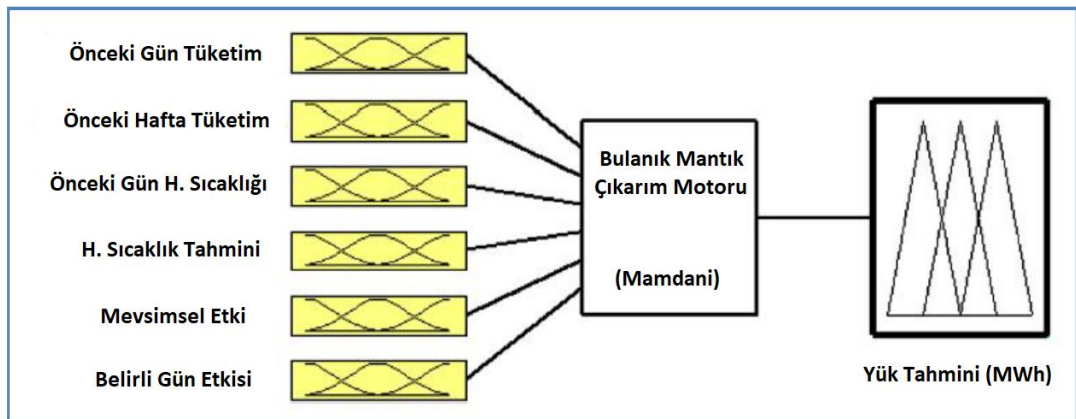
Mastorocostas ve arkadaşları (1999) iki aşamalı bulanık mantık tabanlı bir yük tahmin modeli önermişler ve Ortogonal En Küçük Kareler (OEKK) yöntemi ile bulanık mantık modellerinin parametrelerini tanımlamışlardır [19]. Padmakumari ve

arkadaşları (1999) bulanık mantık ve yapay sinir ağlarını kullanarak karma bir yük tahmin modeli önermişlerdir [20].

Yapılan tez çalışmasında kullanılan yöntem ve tekniğin anlaşılması açısından, son yıllarda yapılan ve yayınlanan bazı çalışmaları daha detaylı şekilde verilmesi uygun olacaktır. Bu çalışmalardan bazıları aşağıda verilmektedir.

Mamlook ve arkadaşları (2009) yayınlamış oldukları çalışmalarında bulanık mantık yöntemler kullanılarak 2000-2007 yılları arasına ait veriler kullanılarak kısa dönemli yük tahmini gerçekleştirilmiştir [21]. Çalışmada giriş verisi olarak, hava şartları, takvim etkisi ve geçmişe yönelik yük miktarları kullanılmıştır. Bulanık çıkarım modelinin girişine uygulanana giriş verileri detaylı olarak aşağıda ve Şekil 1.1’de verilmektedir.

- Önceki güne ait tüketim (MWh)
- Önceki haftaya ait tüketim (MWh)
- Önceki güne ait sıcaklık (°C)
- Tahmin edilen sıcaklık (°C)
- Hava durumu
- Gün (İkilik tabanda veri seti olarak iş günü - tatil)



**Şekil 1.1.** Bulanık mantık kısa dönemli yük tahmin modeli [21].

Önerilen modelin performans değerlendirmesinde mutlak hataların yüzdesinin ortalaması ortalama mutlak yüzde hata (Mean Absolute Percentage Error MAPE) yöntemi kullanılmıştır.

Srinivasan ve arkadaşları (1994) yayınladıkları çalışmalarında Bulanık mantık ve YSA tekniklerinin güçlü yanlarının birleştirilmesi ile kısa dönemli yük tahmini gerçekleştirmektedir. Uzman görüşünün tahmin modeline dâhil edilmesi için YSA modeli besleyecek girişler bulanık mantık teknikleri kullanılarak oluşturulmuştur. YSA modelin eğitilmesi için uzman denetiminde öğrenme tekniği kullanılmıştır. Geçmişe yönelik yük verilerine ek olarak meteorolojik veriler de modelin öğrenme aşamasında kullanılmıştır [22].

Bulanık önışlem modülü bulanık ve nümerik giriş verilerini bulanıklaştırmaktadır. YSA girişinde kullanılacak giriş vektörü bulanık üyelik fonksiyonlarından sözel parametrelere göre elde edilmektedir. Önerilen model trendlere (benzer mevsimsel periyotlar) ve özel günler gibi takvimsel etkilerle iyi şekilde çalışabilmektedir. Önerilen model en yüksek sıcaklığı, en düşük sıcaklığı, önceki günün ortalama sıcaklığını, en yüksek ve düşük nem oranını, takvimsel etkenler olarak tatil günlerine yakınsamayı ve mevsimsel ilişkiyi (seasonal trends) giriş parametresi olarak kullanmaktadır. Yapılan çalışmada performans değerlendirmesi için MAPE kullanılmıştır. Önerilen modelin ürettiği tahmin sonuçlarını YSA modeli, Çoklu regresyon modeli (MLR) ve ARMA modelleri ile karşılaştırılmıştır. Simülasyon sonuçları modelin uygulanabilir olduğunu göstermekte ve benzer tahmin tekniklerini içeren çalışmalara göre üstün sonuçlar vermektedir.

Yang ve arkadaşları (2009) yayınladıkları çalışmalarında, bulanık YSA kullanan karma bir tahmin modeli geliştirilmiştir. Oluşturulan karma modelin bulanık ve YSA modellerinin sakıncalarını ortadan kaldırdığını savunmaktadır. Model YSA temelli yük tahmini gerçekleştirmektedir [23]. Çalışmada YSA kullanan tahmin modeli ile bulanık mantık kullanan başka bir tahmin modeli oluşturulmuştur. Bu iki modelin üretmiş olduğu sonuçlar toplanarak sonuç matrisi oluşturulmaktadır. YSA modeli sadece geçmişe yönelik yük verisini kullanırken, bulanık model hava sıcaklığı, takvim etkisi veri setinin bulanıklaştırılması ile oluşturulmuş bir giriş verisini kullanmaktadır. Çalışmada, hava sıcaklığı, takvimsel etki ve saatlik bazda ölçülen elektriksel yük miktarı giriş parametresi olarak kullanılmaktadır.

Sachdeva ve arkadaşları (2008) yayınladıkları çalışmalarında bulanık metotlar kullanılarak günlük yük tahmini gerçekleştirilmiştir. Analizler Mamdani tip üyelik fonksiyonları kullanılarak yapılmıştır. Hata oranı düşürülmek için bulanık yöntemler ile YSA teknikleri birlikte kullanılmıştır. Hata oranı %2-3 oranına düşürülmüştür [24].

Çalışmada giriş parametresi olarak,

- Günün en düşük ve en yüksek sıcaklık değerleri
- Mevsim etkisi
- Günlük kapasite
- Yağmurlanma Oranı
- Gün Işığı Yoğunluğu (Bulutluluk)

Çalışmada yük tahmini, Günlük kapasite, hava şartları ve sıcaklık etkisi şeklindeki 3 temel parametreye odaklanmaktadır. Günlük kapasite, 8 saatlik çalışmanın gerçekleştiği günlerin çalışma günü (working day), diğer günlerin ise tatil günleri (non-working day) ve özel günlerin sınıflandırılması ile açıklanmaktadır. Hava şartlarının etkisi belirlenirken, havanın bulutlu ve/veya yağmurlu olması etken faktör olarak belirlenmiştir. Bulutlu havalarda, aydınlanma oranı düşük olacağından dolayı elektrik tüketiminin artacağı öngörülmüştür. Bu faktörün bir şekilde sıcaklık değerleri üzerinde de etkili olduğu belirlenmektedir.

Literatür incelendiğinde, son yıllarda sürü zekası tabanlı ve doğadan esinlenen yöntemler kullanılarak yapılan elektrik yükü tahmini konulu çalışmalara oldukça sık rastlanmaktadır. Özellikle, sürü zekası tabanlı olarak Karınca Kolonisi Algoritması (KKA), Yapay Arı Kolonisi algoritması (ABC), Parçacık Sürü Optimizasyon algoritması (PSO), Guguk Kuşu algoritması (GK), Ateş Böceği algoritması (AB) ve ilk zamanlardan bu yana farklı tahmin modelleri birlikte ve münferiden YSA kullanılmaktadır. Bahsedilen yöntemlerden bazıları ve bilimsel çalışmalarda sunulan model ve yöntemler aşağıda özetlenmektedir.

Hernandez ve arkadaşları (2013) YSA tabanlı bir kısa dönemli yük tahmin modeli sunmuşlardır [25]. Çalışmalarında, geçmişe yönelik yük verisi, rüzgâr hızı ve yönü, hava sıcaklığı, rölatif basınç ve nem gibi dışsal faktörleri girdi parametresi olarak

kullanmışlardır. Önerdikleri iki aşamalı model %1.62 'lik tahmin hatası oranıyla yük tahmini gerçekleştirmiştir.

Hassan ve arkadaşları (2016) yayınladıkları çalışmalarında tip-2 bulanık mantık ve Ekstrem Öğrenme Makine (ELM) yöntemlerini kullanan karma bir tahmin modeli önermişlerdir [26]. Önerilen çalışmada başlangıç fazında rastgele şekilde üretilen tip-2 bulanık tahmin modelinin parametre optimizasyonu için ELM kullanmışlardır. Önerilen modeli eğitim ve testleri için, Avusturalya Ulusal Elektrik Piyasası verilerini kullanmışlar, elde ettikleri sonuçları gelenekselleşmiş YSA ve Adaptif YSA gibi teknik ve yöntemlerle karşılaştırmışlardır.

Hernandez ve arkadaşları (2014) mikro-grid yapılar için yük tahmin modeli sunmuşlardır [27]. Çalışmalarında Set A ve Set B şeklinde iki farklı veri seti kullanarak önerilen YSA tahmin modelinin farklı solar radyasyon şartlarındaki mikro-grid üzerindeki tüketim etkisini araştırmışlardır.

D.K. Chatuverdi ve arkadaşları (2015) yaptıkları çalışmada, yapay sinir ağlarının yapısından kaynaklanan sınırlandırmaları aşan yeni bir model sunarak, kısa dönemli yük tahmini yapılmaktadır [28]. Çalışmada, klasik yapay sinir ağları ile çalışılırken ağın mimarisine karar verme zorluğu, nöron tipinin seçilmesi, uzun eğitim süresi gibi çeşitli sıkıntı ve sınırlandırmalar ile karşılaşmış ve geliştirdikleri Genelleştirilmiş Yapay Sinir Ağı (GYSA) model ile tahmin gerçekleştirmişlerdir. Önerilen model, Dayalbagh Eğitim Enstitüsünde bulunan 15MVA, 33/11 KV istasyonun elektrik yük tüketiminin hesaplanmasında kullanılmıştır. Hafta içi günlere ait yük verisi toplanarak GYSA eğitimi için kullanılmıştır.

Song Li ve arkadaşlarının (2015) yayınladıkları çalışmada, Dalgacık Dönüşüm (DD), ELM ve Modifiye Edilmiş Yapay Arı Kolonisi algoritması (MABC) kullanılarak kısa dönemli yük tahmini yapılmaktadır [29]. DD kullanılarak yük serilerinin farklı frekanslar için özellik çıkarımı (feature extraction) gerçekleştirilmiştir. Yük serilerinin her bir bileşeni ayrı ayrı olarak, MABC ve ELM'den oluşan karma modeller kullanılarak tahmin edilmiştir. ELM'in gizli katman giriş ağırlıklarının araştırılması işlemi için küresel arama yöntemi olarak MABC kullanılmıştır. Önerilen metod, ISO

New England verisi ve Kuzey Amerika elektrik dağıtım merkezi verileri kullanılarak test edilmiştir.

A. Abdoos ve arkadaşları (2015) yayınlanan çalışmalarında, kısa dönemli yük tahmininde karma zeki tahmin modeli önerilmektedir [30]. Çalışmada, saatlik bazda yük tahmini için önceki günlere ait hava sıcaklık verileri tahmin modeli için giriş parametresi olarak belirlenmiştir. Elektriksel yük verilerinin durağan olmaması sebebiyle sinyal analizi için dalgacık dönüşüm tekniği kullanılmıştır. Öğrenme sürecinin hızlandırılmasında özellik seçimi için Gram-Schmidt yöntemi kullanılmıştır. Hafta içi ve hafta sonu günlerin yük tahminleri için Destek Vektör Makinesi (DVM) yöntemi ile iki ayrı model oluşturulmuştur.

S. Kouhi ve arkadaşlarının (2014) yayınladıkları çalışmalarında, YSA temelli ve kaotik zeki özellik seçimi yöntemi kullanılarak oluşturulmuş bir kısa dönemli yük tahmin modeli önermektedir [31]. Önerilen özellik seçim yöntemi kullanılarak giriş veri seti içerisindeki en iyi giriş verisi tespit edilmektedir. Aday özellikler Taken'in gömülü teoremi kullanılarak hazırlanmaktadır. Aday özelliklerin hedefe uygunluğu korelasyon analizi ile ölçülmüştür. Çalışmada tahmin motoru olarak Çok Katmanlı Algılayıcı (ÇKA) kullanılmaktadır.

A.Selakov ve arkadaşlarının (2014) yayınladıkları çalışmalarında, PSO ve DVM tabanlı karma bir yöntemle kısa dönemli yük tahmini yapan bir model önerilmektedir [32]. Önerilen model sıcaklık değişiminin büyük değişiklikler gösterdiği zaman aralıkları için doğruluk oranı yüksek yük tahmini yapılmasını hedeflemektedir.

Yapılan literatür incelemesinde Türkiye'de de kısa dönemli yük tahmini konusunda çok sayıda bilimsel çalışmanın yapıldığı gözlenmektedir. Bu bölümde bu çalışmalardan bazılarını referans verilmekte olup kısaca çalışmaların içeriği hakkında bilgiler verilecektir.

Demirören ve arkadaşları (2006) yayınladıkları çalışmalarında, Orta Anadolu bölgesi verilerini kullanarak bu bölge için kısa dönemli yükün saatlik bazda tespitinde YSA tabanlı bir model önermektedir [33]. Önerdikleri tahmin modelinin eğitim ve test

aşamalarında geçmişe yönelik hava sıcaklığı ve yük tüketim verilerinden oluşan bir veri seti kullanmışlardır. Önerdikleri modelin tahmin doğruluğunu istatistik tabanlı bir tahmin modeli ile karşılaştırmışlardır. YSA tabanlı tahmin modelinin karşılaştırma modeline nazaran çok daha iyi sonuçlar verdiğini bildirilmişlerdir.

Topallı ve arkadaşları (2006) yayınladıkları çalışmalarında Elman tekrarlayan YSA yaklaşımını kısa dönemli elektrik yükü tahmini için uygulamışlardır [34]. Yaptıkları çalışmalarında sistemin eğitimini Çevrim Dışı (off-line) şekilde, tahmin işlemini ise gerçek zamanlı olarak gerçekleştirmişler. Çalışmalarında benzer özellikli verileri ayrı ayrı çalıştırmışlardır ve tahmin yapılacak günler çalışma günleri, hafta sonları ve özel tatil günleri şeklinde sınıflandırılmıştır. Önerilen YSA tabanlı modelin özellikle hafta sonları için daha iyi sonuçlar verdiği belirlenmiştir.

Esener ve arkadaşlarının (2013) yayınladıkları çalışmalarında hava sıcaklığı etkisi kullanılmadan YSA, RBF ve EMD yöntemlerini kullanarak tahmin modelleri oluşturmuşlardır [35]. Önerilen modelde DD tekniği kullanılarak mevcut tarihsel yük bilgisi üzerinden özellik çıkartma işlemleri gerçekleştirilmiş, özel günlere ait yük bilgisi günlük tüketim yük bilgisine dönüştürülerek kullanılmıştır.

Çevik ve arkadaşlarının (2015) yayınladıkları çalışmalarında bulanık mantık ve adaptif bulanık mantık temelli tahmin modelleri önerilmektedir [36]. Çalışmalarında, öncelikli olarak tarihsel yük verisi analiz edilmiş ve hafta içi günler yük karakteristiklerine göre gruplandırılmıştır. Çalışmalarında en yüksek tüketim verisine sahip 6 şehir seçilmiş ve bu şehirlere ait veriler üzerinden Türkiye'nin saatlik bazda elektrik yükü tahmini yapılmaya çalışılmıştır.

Yükseltan ve arkadaşlarının (2017) yayınladıkları çalışmalarında doğrusal bir model oluşturarak yıllık, haftalık ve günlük periyotlar için saatlik bazda kısa dönemli elektrik yükü tüketim tahmini gerçekleştirilmiştir [37]. Çalışmalarında kullandıkları veri setinde hiçbir ekonomik ve iklimsel etki kullanılmamış elektrik tüketimi yük eğrisinin sinüsoidal davranışından yararlanılmıştır. Türkiye Elektrik Kurumu ve Piyasası'na ait 2012 -2014 yılları arası veriler kullanılarak yapılan tahminlerde haftalık bazda %3 hata oranı elde edilmiştir.



## 1.2. Tezin Amacı ve Literatüre Katkısı

Günümüze kadar geçen sürede, yük tüketim karakteristiğinin anlaşılması ve tahmini konusunda oldukça fazla sayıda bilimsel çalışma yapılmıştır. Literatüre incelemesinde görülmüştür ki, tüketim profili oluşurken hava sıcaklığı, nem, günlük aydınlanma süresi gibi dışsal faktörlerin yanında ekonomik durgunluk, alım gücünün düşmesi, üretim hacminin azalması enflasyon gibi ekonomik parametrelerin de etkili olduğu görülmektedir. Bu faktörlerin dışında yük tüketim karakteristiğinin resmi tatiller, dini bayramlar, spor olayları gibi belirli gün ve zamanlarda gerçekleşen durumlardan da direkt olarak etkilendiği görülmektedir.

Bu tez çalışmasının amacı doğrusal olarak davranmadığı saptanan yük tüketim karakteristiğinin, yapay zekâ temelli tahmin modelleri geliştirilerek mümkün olan en düşük hata payı ile saatlik bazda tahmin edilmesi ve yük tüketiminin gün öncesi süreçte belirlenmesidir.

Tez çalışmasının literatüre olan katkısı ise;

- Giriş değişkenlerinin düzensizliğinden bağımsız mevsimsel durumların etkisinden bağımsız olarak, daha esnek bir tahmin ortamı oluşturmak,
- Bulanık mantık tabanlı tahmin sisteminin bilgi ve kural tabanını doğadan esinlenen optimizasyon algoritmaları kullanarak daha kullanışlı hale getirmektir.

## 2. ELEKTRİK ÜRETİM ve YÖNETİMİ

### 2.1. Elektrik Enerjisi

Elektrik enerjisi çeşitli kaynaklar kullanılarak üretilen ve yine çok çeşitli tüketim alanları bulunan bir enerji kaynağıdır. Isı, ışık, hareket gibi temel enerji türlerine kolayca dönüştürülebilir olmasından dolayı, elektrik enerjisi tüketimi toplam enerji tüketimi içerisinde büyük bir pay almaktadır. Gelişmişlik ölçüsü olarak da ifade edilebilecek olan sanayi sektörü hacminin büyüklüğü ile elektrik enerjisi tüketimi arasında doğru orantılı bir ilişki olduğu görülmektedir.

#### 2.1.1. Elektrik Enerjisine Genel Bakış

Elektrik enerjisi yapısı gereği üretildiği anada tüketilmesi gereken, efektif şekilde depo edilmesi mümkün olmayan bir enerji kaynağıdır. Dolayısıyla oluşan talebin kesintisiz ve en az maliyetle, doğal kaynakları optimum kullanarak temiz şekilde karşılanması, mevcut üretim sistemlerinin tasarlanması ve planlanmasında en temel kriteri teşkil etmektedir.

Yıllara göre üretim tüketim ilişkisi incelendiğinde, elektrik enerjisi tüketiminin her yıl belirli bir oranda arttığı görülmektedir. Elektrik enerjisi üretim yapılarının, mevcut talebe cevap vermesi yanında gelecekteki taleplere de uygun şekilde büyüebilmesi gerekmektedir. Bu noktada tüketim eğrisinin düzgün şekilde tahmin edilmesi üretim planlaması ve talep karşılama açısından büyük önem arz etmektedir.

### **2.1.2. Elektrik Enerjisi Üretim Yöntemleri**

Elektrik enerjisi çok çeşitli yöntemler kullanılarak üretilen bir enerji kaynağıdır. Üretim yöntemleri;

- Hidroelektrik Yöntemler (Su kaynakları kullanılarak)
- Termoelektrik Yöntemler (Katı, Sıvı, Gaz Yakıtlar kullanılarak)
- Aero-Mekanik Yöntemler (Rüzgar türbinleri kullanılarak)
- Nükleer Yöntemler (Uranyum vb radyoaktif elementler kullanılarak)
- Solar Yöntemler (Güneş panelleri kullanılarak)
- Basınca duyarlı sistemler (Strain-Gage) vb. şekillerde

### **2.2. Türkiye’de Elektrik Enerjisi Üretim ve Yönetimi**

Dünya çapındaki elektrik endüstrisi, uzun zamandır dikey olarak bütünleşmiş hizmetlerin egemen olduğu bir yapıya bürünmüş ve yaşanan süreçte çok büyük değişiklikler yaşanmıştır. Elektrik endüstrisi, piyasa güçlerinin elektrik fiyatını ne olursa olsun artırmaya çalışırken, artan rekabette net maliyeti azaltmaya çalıştığı dağıtılmış ve rekabetçi bir endüstriye evrilmiştir [38]. Zamanla yaşanan süreç boyunca yeniden yapılanan elektrik endüstrisinde üretim, iletim ve dağıtım olarak tanımlanacak temel üç bileşenin birbirlerinde ayrışmaları gerekmiştir. Gerçekten de iletim mülkiyetinin iletim kontrolünden ayrılması, pro-forma tarifesinin en iyi uygulamasıdır. Yeniden yapılandırılmış bir elektrik endüstrisinde iletim şebekesi üzerinde bağımsız hale gelmiş bir operasyonel kontrol mekanizması, enerji üretimi ve doğrudan perakende erişimi için rekabetçi bir piyasanın oluşmasını kolaylaştıracaktır. Bununla birlikte, sistemin bağımsız çalışması çok tabidir ki bağımsız bir sistem operatörü olmadan (BSO) garanti edilemez.

#### **2.2.1. Mevcut Durum (2018 Yılı İtibariyle)**

Türkiye Cumhuriyeti 2017 yılı sonu itibari ile Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı açıklamaları kapsamında enerji politikasını revize etmiş ve enerji arz güvenliği, doğal

kaynakların durumu, gelişen piyasa yapısı konuları göz önüne alınarak yeni hedefler belirlenmiştir [39]. Bu yeni enerji politikası kapsamında;

- Enerji alt yapısının geliştirilmesi,
- Arama faaliyetlerinin geliştirilmesi,
- Enerji verimliliğinin önceliklendirilmesi,
- Doğal gaz ve elektrik piyasalarının geliştirilmesi,
- Yenilenebilir ve nükleer enerji alanında tesislerin millileştirilmesi,
- Akıllı şebekeler konusunda alt yapı çalışmalarının artırılması,

konularında yeni hedefler belirlenmiştir [40].

Bu hedefler kapsamında hedefler somutlaştırılmış özetle;

- Rüzgâr ve güneş enerjisinde 10 yıl içerisinde her bir kaynak için 10 GW'lık kapasite artırımına gidilmesi,
- Hidroelektrik enerjide kurulu güç kapasitenin 34 GW'a çıkarılması,
- Jeotermal enerjide kurulu güç kapasitenin 1,5 GW'a çıkarılması,
- Biyokütle enerjisinde kurulu güç kapasitenin 1 GW'a çıkarılması,
- Akkuyu ve Sinop nükleer santralleri tam kapasite ile işletilmeye başlanmasıyla toplam enerji üretiminin %10'unun nükleer santrallerden karşılanması,

hedeflenmektedir.

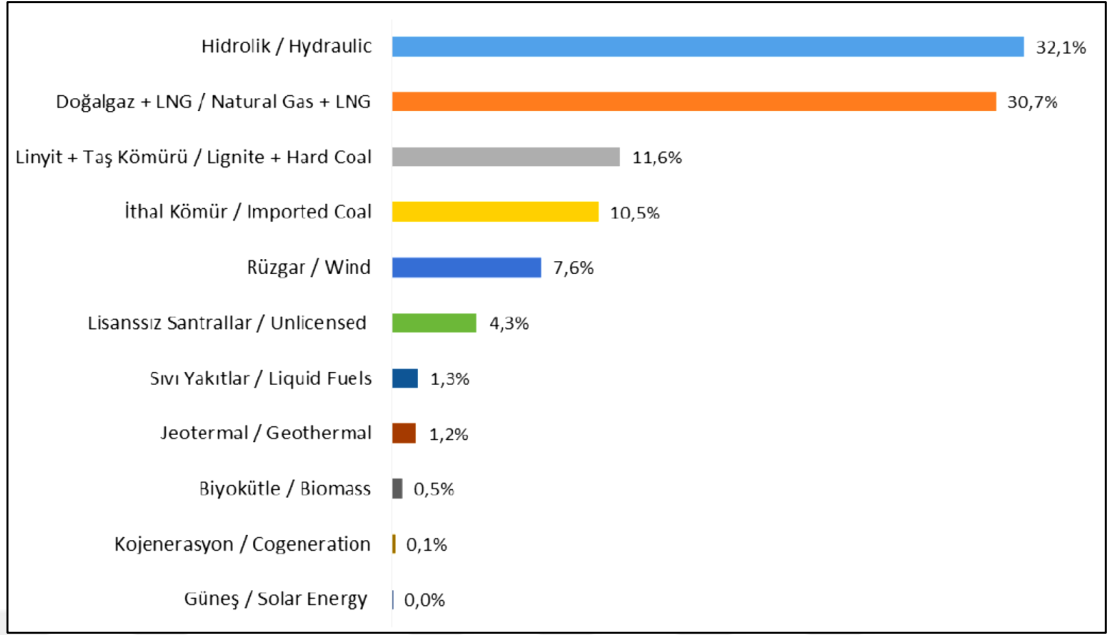
Ülkemizin 2003 – 2016 yılları arasında yakaladığı ortalama %5,6'lık büyüme oranına paralel şekilde enerji talebi de ortalama %4,2 'lik bir artış göstermiştir. Bu göstergeler ışığında enerji talebindeki artış eğiliminin devam edeceği öngörülmektedir [40].

2017 yılında Türkiye Cumhuriyeti elektrik üretim miktarı 2016 yılına oranla %4,91 artarak 292 milyar kWh olarak ölçülmüştür. Elektrik tüketimimiz ise bir önceki yıla göre %6,62 artarak 292,57 milyar kWh olmuştur. Yüksek talep senaryosu uyarınca yapılan öngörülere göre 2026 yılında tüketim yıllık ortalama %3,8 artış oranıyla 409,7 kWh olacağı tahmin edilirken, düşük talep senaryosuna göre yıllık ortalama %2,6'lık artışla 347,2 kWh olacağı tahmin edilmektedir [11].

2017 yılı sonu itibari ile Türkiye Cumhuriyeti elektrik enerjisi kurulu gücü toplamda 85,36 GW olmuştur. Kurulu gücün kaynaklara göre değişimi Tablo 2.1’de, grafiksel gösterimi ise Şekil 2.1’de verilmektedir.

**Tablo 2.1.** 2017 yılı sonu ile Türkiye Cumhuriyeti kurulu güç durumu

<b>KAYNAKLAR</b>	<b>Kurulu Güç (MW)</b>
Hidrolik	27.404
Doğal Gaz + LNG	26.203
Linyit + Taş Kömürü	9.883
İthal Kömür	8.936
Rüzgâr	6.482
Lisanssız (Güneş, Rüzgar, Termik, Hidrolik)	3.674
Sıvı Yakıtlar (Fuel-Oil + Motorin + Nafta + Asfaltit)	1.123
Jeotermal	1.064
Biyokütle	450
Kojenerasyon	124
Güneş	18
<b>Toplam</b>	<b>85.360</b>

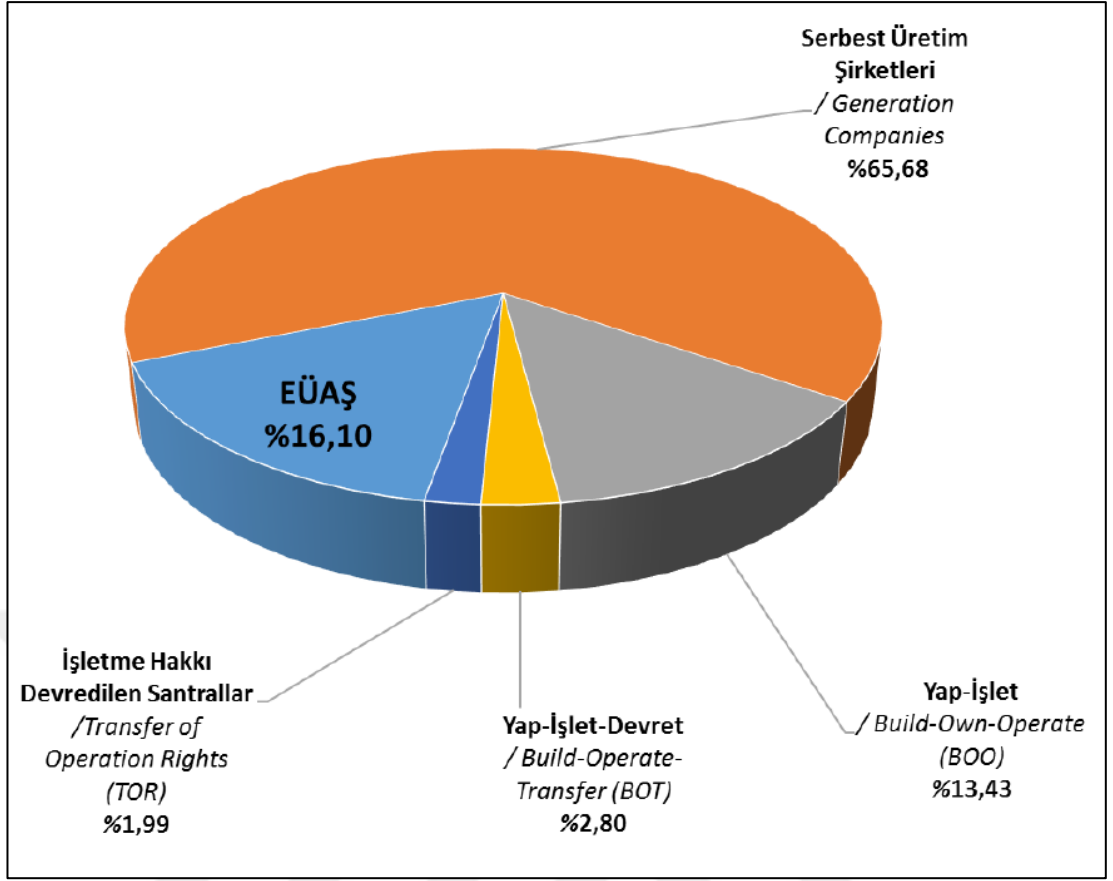


**Şekil 2.1.** 2017 yılı sonu itibari ile kurulu güç oransal gösterim

2017 yılı sonu itibari ile Türkiye Cumhuriyeti elektrik enerjisi üretimi toplamda 292.588 GWh olarak ölçülmüştür. Üretiminin kuruluş bazında değişimi Tablo 2.2’de, grafiksel gösterimi ise Şekil 2.2’de verilmektedir.

**Tablo 2.2.** 2017 yılı sonu itibari ile elektrik üretimi

KURULUŞLAR	ÜRETİM (GWh)
Serbest Üretim Şirketleri	192.168
EÜAŞ	47.094
Yap-İşlet (Yİ)	39.305
Yap-İşlet-Devret (YİD)	8.191
İşletme Hakkı Devri (İHD)	5.830
<b>Toplam</b>	<b>292.588</b>



Şekil 2.2. 2017 yılı itibari ile elektrik üretiminin kuruluşlara göre oransal gösterim

### 3. BULANIK MANTIK

Fiziksel süreçleri algılayış tarzımız genel olarak kesin bilgilere dayanmayan (yüksek oranda belirsizlik içeren) insani akıl yürütme ya da muhakeme yeteneğimize dayanmaktadır. Bu belirsizlik (bilgisayarın sunduğu kesin miktarlarla karşılaştırıldığında) yine de insan oğlu için değerli bir bilgidir. Bu muhakeme yeteneğini, şimdiye kadar anlaşılamayan ve oldukça karmaşık problemlere uygulayabilme yetimiz, bulanık mantığın etkinliğinin temel ölçütüdür [41].

Günlük yaşamımızda keyfi olarak kullandığımız pek çok kelime, sözel anlamlar açısından genellikle bulanıktır. Bir sistemi ya da olayı ifade ederken ya da tanımlarken, doğal bulanık ifadeler olan eski, genç, uzun, kısa, soğuk, sıcak, güneşli, bulutlu, hızlı, yavaş vb. kelimeler kullanılmaktadır. İnsanoğlu bir şeyi tartışırken ya da bazı eylemleri gerçekleştirmek için kararlar alırken belirsiz, moda ve bazen anlaşılması güç tabirleri, kelimeleri kullanmaktadır.

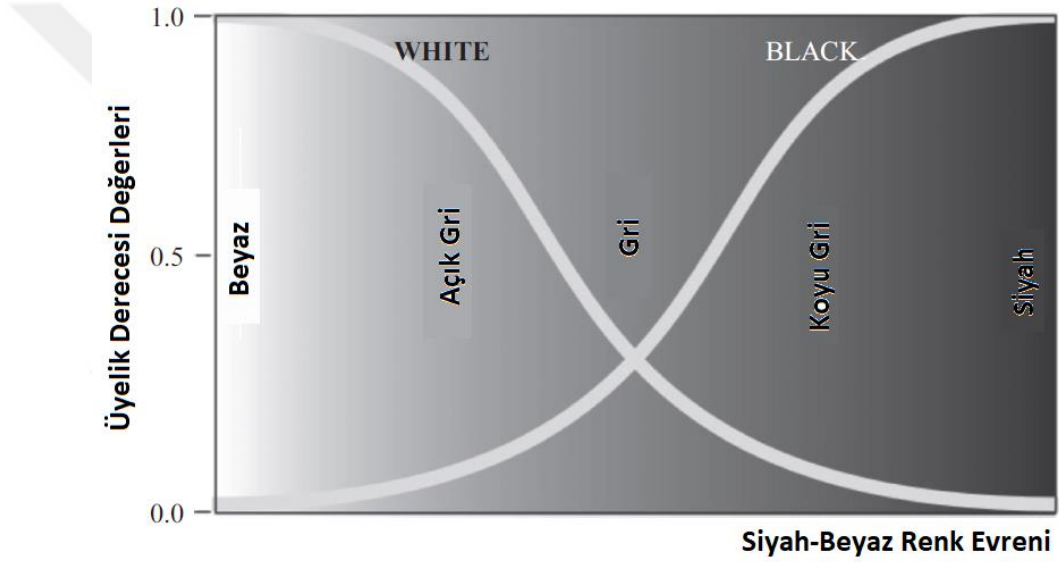
Örneğin, yaşına uygun şekilde insanlara yaşlı, genç, orta yaşlı çok genç gibi kelimelerle sınıflandırırız. Eğer odamızdaki ışık az ise perdeleri biraz açarız. Tüm bu örnekler beynimizin bir kararı alırken belirsiz ve bulanık durumlarda nasıl bir yöntem izlediğini göstermektedir [42].

Belirsizliği yüksek verilerle çalışan sistemler ile ilgili çalışmalar Lütü Aliasker Zade'nin 1965 yılında yayınladığı "Bulanık Setler" isimli çalışmasıyla yeni bir çalışma alanına dönüşmüştür [43]. Fakat bulanık mantığın kullanımı ile ilgili gelişmeler Zade'nin bulanık mantığın belirsizlik içeren sistemlerde karar vermeye yönelik uygulamalarını yayınlaması sonrası olmuştur [44], [45]. Günümüzde bulanık mantık uygulamaları kontrol sistemleri, robotik, ticari ürünler gibi birçok alanda görülmektedir.



### 3.1. Bulanıklık Kavramı

Bulanık kümeler bulanık mantığın temel elemanlarıdır ve üyelik fonksiyonları ile karakterize edilirler. Gerçekte üyelik fonksiyonu diye bir şey olmamakla beraber, bu değerler bulanıklığı ifade eden sayılar olarak kısaca ifade edilmektedir. Örneğin renkler evrenindeki iki renk aşağıda Şekil 3.1 de ki gibi ifade edilsin. Beyazdan siyaha giderken bir rengi tanımlayacağımız bir renk etiketi ile etiketleyebilmekle beraber tam olarak yargıya varmamız mümkün değildir. Başka bir deyişle geçiş skalasındaki bir renk, skalanın iki ucundan birinde değilse bu rengi tanımlarken kullanacağımız ifade muğlak ya da bulanık bir ifade olmak durumundadır.



Şekil 3.1. Siyah-beyaz renkler evreni [35]

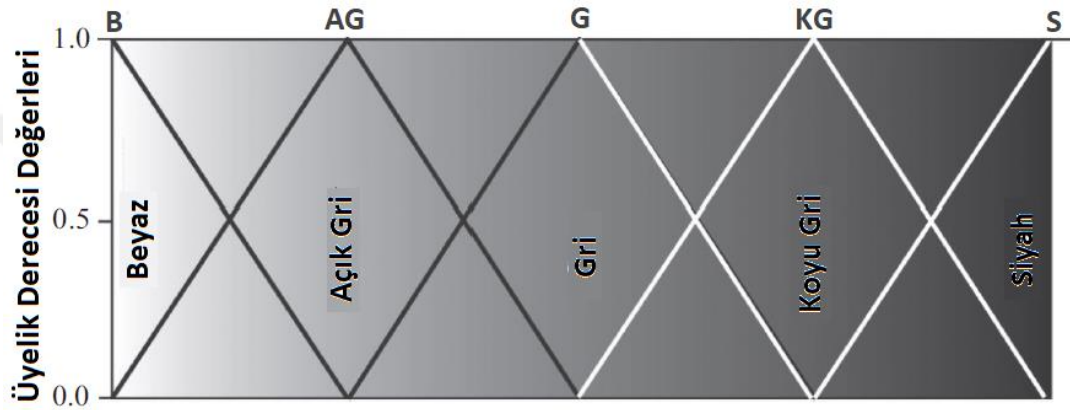
Bulanıklık konsepti belirsizlikten gelmektedir. Eğer bir veri keskin bir kümeye dahil değilse bu verinin ifadesi için en mantıklı yol bu veriyi ilişkili olduğu kategorilere üyelik derecesi ile belirtmek olacaktır.

### 3.2. Bulanık Üyelik Fonksiyonları

Bulanık üyelik fonksiyonları, belirsizlik içeren veri ile bulanık dünya arasında köprü vazifesi kurmaktadır. Bulanık üyelik fonksiyonları ile belirsizlikler içeren keskin küme verileri bulanıklık içeren alt kümlere indirgenirler. Örneğin Şekil 3.2'de olduğu

gibi siyah ve beyaz keskin değerleri arasındaki belirsizlik içeren alan açık gri, gri koyu gri şeklinde alt kümeler ile ifade edilmiştir.

Bulanık üyelik fonksiyonları  $[0,1]$  aralığında tanımlanırlar. 0 değeri bulanık ifadenin mevcut küme ile ilişkisinin olmadığını ifade ederken, 1 değeri %100 oranın tam bir ilişkinin bulunduğunu ifade eder. Bulanık kümeleri ifade etmek için çok çeşitli geometrik şekil kullanılmaktadır. Şekil 3.2’de üçgensel üyelik fonksiyonları kullanılarak bulanıklaştırılan siyah-beyaz renk evreni görülmektedir.



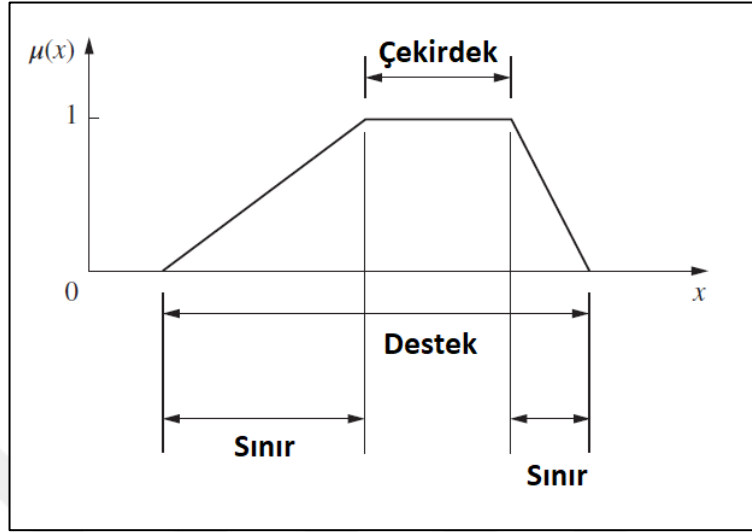
Şekil 3.2. Üyelik fonksiyonları ile bulanıklaştırılmış siyah-beyaz renk evreni [35]

### 3.2.1. Üyelik Fonksiyonlarının Özellikleri

Bulanık kümelerdeki tüm bilgi üyelik fonksiyonları ile ifade edildiğinden dolayı bu üyelik fonksiyonlarının özelliklerini tanımlayacak bir sözlüğe ihtiyaç duyulmaktadır. Bir üyelik fonksiyonu çekirdek, destek ve sınırlar olmak üzere üç temel bileşen ile ifade edilmektedir. Şekil 3.3’de kabaca bir üyelik fonksiyonu tanımlanmaktadır.

Üyelik fonksiyonlarındaki çekirdek kısım bulanık  $\tilde{A}$  kümesinin tam %100 üyelik derecesi ile ilişkilendirilen alanı ifade etmektedir. Her  $x \in \tilde{A}$  için,  $\mu_{\tilde{A}}(x) = 1$  şeklinde belirtilen durumu ifade etmektedir. Üyelik fonksiyonlarındaki destek kısım bulanık  $\tilde{A}$  kümesinin üyelik bölgesinin alt ve üst sınırı arasında kalan bölgeyi belirtir. Her  $x \in \tilde{A}$  için,  $\mu_{\tilde{A}}(x) > 0$  şeklinde belirtilen durumu ifade etmektedir. Üyelik fonksiyonlarındaki sınır kısımlar bulanık  $\tilde{A}$  kümesinin üyelik bölgesi için 0’ dan büyük

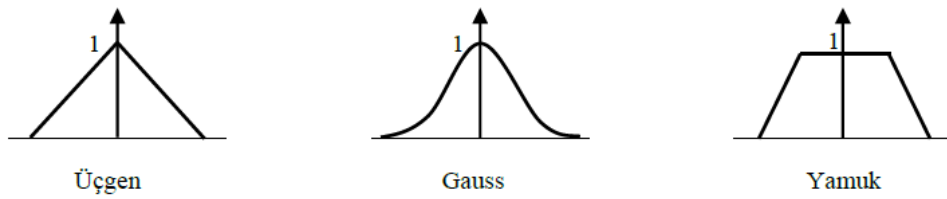
ve 1'den küçük olan aralığı temsil etmektedir. Her  $x \in \tilde{A}$  için,  $0 < \mu_{\tilde{A}}(x) < 1$  şeklinde belirtilen durumu ifade etmektedir.



Şekil 3.3. Bulanık set için çekirdek, sınır ve destek bölgeleri

### 3.2.2. Üyelik Fonksiyonları ve Çeşitleri

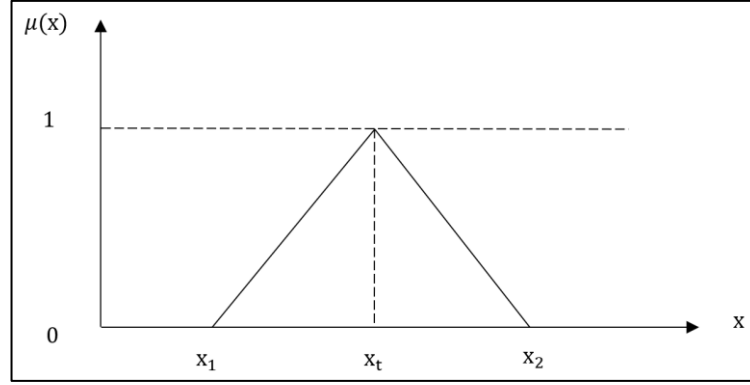
Keskin bir giriş değeri bulanıklaştırılmak istendiğinde  $[0, 1]$  aralığında bir değer alacağı, üyelik derecelerinde oluşan bir alt küme ile ilişkilendirilmektedir. Bulanık mantık uygulamalarında çok çeşitli üyelik fonksiyonu tiplerinin kullanıldığı görülmekle beraber bu üyelik fonksiyonlarından en çok kullanılanları üçgensel, yamuk ve gauss üyelik fonksiyon tipleridir ve Şekil 3.4'de örnek temsilleri görülmektedir.



Şekil 3.4. Temel üyelik fonksiyonu tipleri

Üçgen, yamuk ve gauss tipi üyelik fonksiyonları ait üyelik derecesinin belirlenmesine ilişkin eşitlikler aşağıda verilen denklemler ile hesaplanmaktadır.

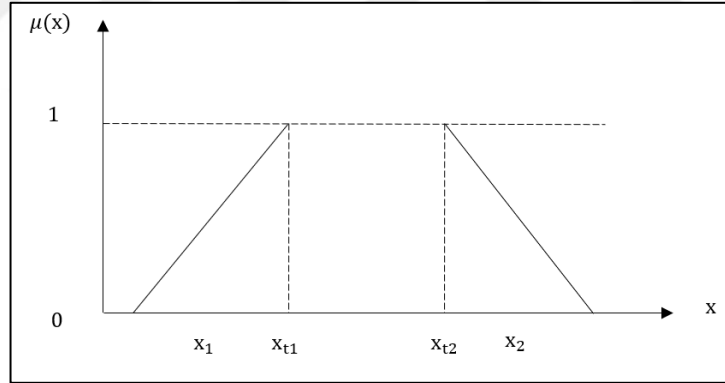
- Üçgen tipi üyelik fonksiyonu için



Şekil 3.5. Üçgensel formda bulanık üyelik fonksiyonu

$$\mu(x) = \text{Max} \left\{ \min \left[ \frac{x-x_1}{x_t-x_1}, \frac{x_2-x_1}{x_2-x_t}, 0 \right] \right\} \quad (3.1)$$

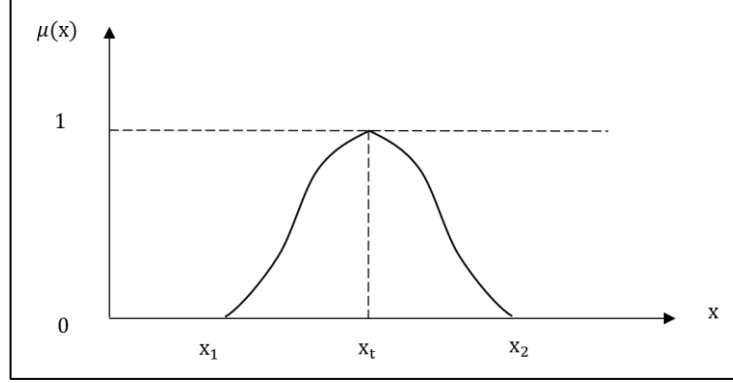
- Yamuk tipi üyelik fonksiyonu için



Şekil 3.6. Yamuk formda bulanık üyelik fonksiyonu

$$\mu(x) = \text{Max} \left\{ \min \left[ \frac{x-x_1}{x_{t1}-x_1}, 1, \frac{x_2-x_1}{x_2-x_{t2}}, 0 \right] \right\} \quad (3.2)$$

- Gauss tipi üyelik fonksiyonu için



**Şekil 3.7.** Gauss formda bulanık üyelik fonksiyonu

$$\mu(x) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-x_t}{\sigma}\right)^2} \quad (3.3)$$

$x_t$  fonksiyonun merkez noktasını ifade etmekteyken,  $\sigma$  genişliği ifade etmektedir.

### 3.3. Kural Bilgi Tabanı

Bulanık mantık için bulanık çıkarımın yapılarak keskin değerlerin elde edilebilmesi için bir önermeler topluluğuna ihtiyaç vardır. Bu önermeler topluluğu bulanık kural tabanı adını almaktadır. Nasıl ki, bilimsel bir çalışmada bir deney ortamı için laboratuvar ortamında elde edilen bilgiler, saha çalışmasında yapılan gözlemler, farklı değişkenlerin durumlarının ölçülmesi ve sonuçların veri tabanı olarak toparlanması ve biriktirilmesi söz konusu ise, bulanık kural tabanı da model kurucunun probleme ya da duruma karşı bilgi ve tecrübelerine dayanarak durumlar karşısında vereceği kararların sistematik bütünüdür [46].

Bulanık mantık önermelerinin yapılabilmesi için her bir değişkenin alt bulanık kümelerle bölünmesi gerekir ve bölünmüş alt kümelerin buldukları üst kümenin tüm değişim uzayını kapsamaları gerekmektedir. Alt küme sayısı tamamen uzman görüşü ışığında belirlenir. Örneğin iki giriş (A ve B) ve bir çıkıştan (C) oluşan bir bulanık sistem için uzman A girişi için 4 üyelik fonksiyonu, B girişi için 3 üyelik fonksiyonu ve C çıkışı için 5 üyelik fonksiyonu tanımlamış olsun. Burada her bir giriş kümesinin

her farklı olasılığı için çıkış kümesinin üyelik fonksiyonlarından biri referans edilerek kural tabanı oluşturulur ve toplamda  $4 \times 3=12$  adet kural tanımlanır.  $m$  ve  $n$  bulanık değerleri için örnek sembolik gösterim aşağıdadır.

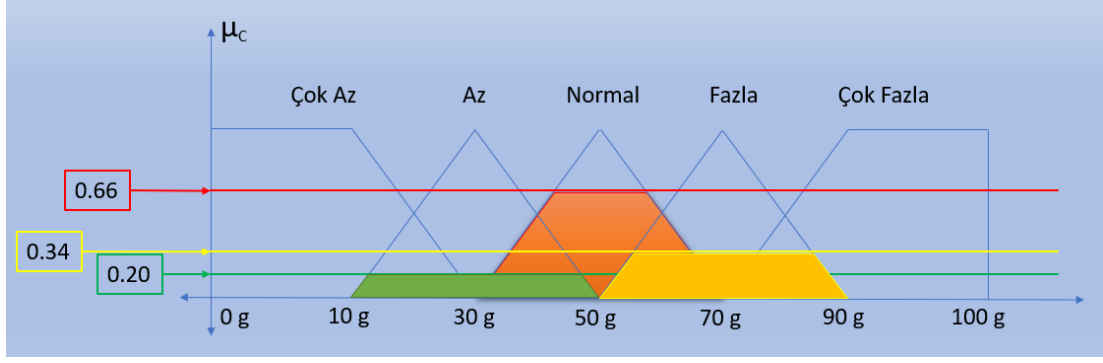
- Kural 1 : Eğer  $m$   $A_1$  kümesine ve  $n$   $B_1$  kümesine üye ise, çıkış  $C_1$  dir  
Kural 2 : Eğer  $m$   $A_2$  kümesine ve  $n$   $B_1$  kümesine üye ise, çıkış  $C_2$  dir  
Kural 3 : Eğer  $m$   $A_3$  kümesine ve  $n$   $B_1$  kümesine üye ise, çıkış  $C_3$  dir  
Kural 4 : Eğer  $m$   $A_4$  kümesine ve  $n$   $B_1$  kümesine üye ise, çıkış  $C_4$  dir  
Kural 5 : Eğer  $m$   $A_1$  kümesine ve  $n$   $B_2$  kümesine üye ise, çıkış  $C_2$  dir  
Kural 6 : Eğer  $m$   $A_2$  kümesine ve  $n$   $B_2$  kümesine üye ise, çıkış  $C_3$  dir  
Kural 7 : Eğer  $m$   $A_3$  kümesine ve  $n$   $B_2$  kümesine üye ise, çıkış  $C_4$  dir  
Kural 8 : Eğer  $m$   $A_4$  kümesine ve  $n$   $B_2$  kümesine üye ise, çıkış  $C_5$  dir  
Kural 9 : Eğer  $m$   $A_1$  kümesine ve  $n$   $B_3$  kümesine üye ise, çıkış  $C_1$  dir  
Kural 10: Eğer  $m$   $A_2$  kümesine ve  $n$   $B_3$  kümesine üye ise, çıkış  $C_2$  dir  
Kural 11: Eğer  $m$   $A_3$  kümesine ve  $n$   $B_3$  kümesine üye ise, çıkış  $C_4$  dir  
Kural 12: Eğer  $m$   $A_4$  kümesine ve  $n$   $B_3$  kümesine üye ise, çıkış  $C_5$  dir

### 3.4. Bulanıklığın Anlamlandırılması

Bulanıklaştırılmış üyelik fonksiyonları ile ifade edilmiş bir sistem için kesin değere ulaşma işlemine bulanık çıkarım işlemi denilmektedir. Bulanık çıkarım sürecinde en büyüklerin en küçüğü şeklinde ifade edilebilecek bir çözümleme yöntemi kullanılmaktadır.

Bulanık çıkarım işlemi için sırasıyla yukarıda tanımlı kural tabanı kullanılarak yapılacak bir bulanık çıkarım işleminde, her gerçek  $m_i$  ( $i=1..4$ ) ve  $n_j$  ( $j=1..3$ ) giriş değerleri için bulanık üyelik dereceleri belirlendikten sonra kural tabanında işaret edilen üyelik fonksiyon referans değerleri arasında en küçüklerin en büyüğü işlemi sonunda sadeleştirme yapılarak bulanık sonuç ilişkisi çıkarımı yapılmaktadır.

$$\mu_C = \text{Max}\{\text{Min}(\mu_A(m), \mu_B(n))\} \quad (3.4)$$



Şekil 3.8. Bulanık çıkarım örneği

### 3.5. Durulaştırma ve Keskin Değere Dönüşüm

Bulanık çıkarım sonunda EB-EK yöntemi ile birleştirilmiş bulanık mantıksal bir sonuç fonksiyonu elde edilmektedir. Bu fonksiyonun döndürdüğü değer geometrik bir şekil olarak da ifade edilmekte ve Şekil 3.8’de görülmektedir. Elde edilen değer keskin değere dönüştürülmesi için durulaştırma işleminin uygulanması gerekmektedir. Durulaştırma işlemi için bulanık mantık literatüründe çeşitli yöntemler tanımlanmıştır.

Bu yöntemler;

- Bi-Sektör Durulaştırma Yöntemi (Bi-Sector Defuzzification)
- Alan Merkezi Yöntemi (Center of Area)
- Ağırlık Merkezi Yöntemi (Center of Gravity)
- Bulanık Ortalama Yöntemi (Fuzzy Mean)
- En Büyüğün İlki (First of Maximum)
- En Büyüğün Ortalaması (Mean of Maximum)

Bu yöntemlerden literatürde en çok kullanılanları aşağıda açıklanmaktadır.

#### 3.5.1. Ağırlık Merkezi Yöntemi

Bu yöntem bulanık mantık temelli uygulamalarda en çok kullanılan durulaştırma yöntemidir. Bu yöntemde, bulanık çıkarım sonunda elde edilen iki boyutlu geometrik yapının ağırlık merkezi hesaplanmaktadır. Her üyelik fonksiyonu çıkarım değeri için

( $x_i : i=1..n$ ) tanımlı  $\mu_x$  fonksiyonu için durulaştırılmış ifade  $x^*$  denklem 3.5 kullanılarak gerçekleştirilir.

$$x^* = \frac{\int \mu(x)x dx}{\int \mu(x) dx} \quad (3.5)$$

### 3.5.2. Bi-Sektör Yöntemi

Bu yöntem ağırlık merkezi yöntemi ile benzerlikler göstermekle beraber, durulaştırılacak geometrik alanı iki eşit parçaya bölecek dik bir ayırım çizgisinin oluşturulması mantığına dayanır ve hesaplanmasında denklem 3.6 kullanılmaktadır.

$$\int_{\alpha}^{x^*} \mu(x) dx = \int_{\beta}^{x^*} \mu(x) dx, \alpha = \min\{x | x \in X\} \text{ ve } \beta = \max\{x | x \in X\} \quad (3.6)$$

### 3.5.3. Ağırlıklı Ortalama Yöntemi

Bu yöntem çıkış fonksiyonun simetrik şekilde tanımlı olduğu durumlarda kullanılır ve ağırlık merkezi yöntemine yakın sonuçlar vermektedir. Bu yöntem diğer yöntemlere oranla çok daha az işlem yoğunluğu içerdiğinden literatürde oldukça fazla kullanılmaktadır. Bu yöntemde her üyelik fonksiyonu en yüksek üyelik derecesi ile ağırlıklandırılır ve keskin değer Denklem 3.7 kullanılarak hesaplanır.

$$x^* = \frac{\sum \mu(x).x}{\sum \mu(x)} \quad (3.7)$$



## 4. DOĞADAN ESİNLENEN OPTİMİZASYON YÖNTEMLERİ

### 4.1. Genetik Algoritma

Genetik algoritma Darwin'in evrim teorisini temel alan doğadan esinlenen bir optimizasyon yöntemidir. Genetik yaklaşım John Henry Holland'ın 1970'lerin başında yayınladığı “*Doğal ve Yapay Sistemlerde Adaptasyon*” isimli kitabı sonrası popüler hale gelmiş ve günümüze gelinceye kadar birçok mühendislik probleminde uygulama alanı bulmuş bir optimizasyon metodudur [47]. Literatür çalışmaları, genetik algoritma yönteminin mühendislik problemlerini çözme konusunda geleneksel yaklaşımlara nazaran çok daha kullanışlı ve başarılı olduğu göstermektedir. Genetik yaklaşımın üstünlükleri ise gradyandan bağımsız olması, yüksek bir arama uzayına sahip olması ve yüksek çözüm paralelliği gösterilmektedir [48, 49]. Genetik yöntemde seçim, çaprazlama, mutasyon ve rekombinasyon gibi operatörler kullanılmaktadır.

#### 4.1.1. Terminoloji

Genetik yaklaşımın daha net şekilde açıklanabilmesi için bazı evrimsel kavramların daha detaylı şekilde açıklanması gerekmektedir. Bu kavramlar biyolojik sürecin programlama sürecine dönüştürülmesinde kullanılan kavramlardır [50].

- **Nüfus (Population)**

Her bir iterasyonda üretilen tüm çözüm kümelerinden oluşan kümeye nüfus adı verilmektedir. Nüfus içerisinde özelliklerine göre daha başarılı ve en iyi çözüme daha yakın ya da daha uzak bireyler bulunmaktadır. Her bir birey toplam çözüm uzayı içerisinde kendine yer bulmaktadır.

$P(t) = \{x_1, x_2, \dots, x_{N_p}\}$  olacak şekilde  $x_i$  i'inci bireyi temsil ederken,  $N_p$  nüfus yoğunluğunu temsil etmektedir.

- **Kromozom (Chromosome)**

Nüfus içerisindeki her bir birey  $x_i$ , o nüfus yoğunluğu için kromozom olarak ifade edilir. Kromozom kavramı bazı kaynaklarda genom olarak da geçmektedir ve problemin çözümü için gerekli parametreleri kendi içinde barındırmaktadır.

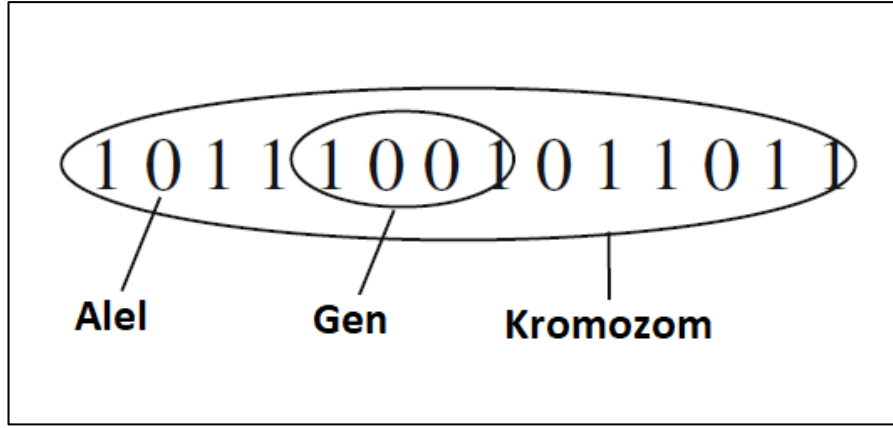
Biyolojik perspektiften bakıldığında kromozom, birçok geni, düzenleyici elementi ve nükleotid sekansları içeren, DNA içerisinde uzun ve sürekli bir parça olarak tanımlanmaktadır. Normal bir türün normal tipteki her bir bireyi aynı sayıda kromozom içermektedir. Örneğin insan vücudundaki hücreler 46 çift kromozom içermekte bu çiftlerin 46'sı anne bireyden 46'sı ise baba bireyden gelmektedir. Bir kromozom tek başına bireyin bütün genetik ve biyolojik özelliklerini kodlamak için yeterlidir.

- **Gen (Gene)**

Her bir kromozom gen ismi verilen string yapıda elementlerden oluşmaktadır. Genler, problemin çözümünü öneren problem parametreleridir. Genler, genellikle ikili sayı sisteminde (binary) ya da gerçel sayılar olarak tanımlanırlar. Biyolojik perspektiften bakıldığında genler ebeveynlerden bireylere geçen özellikleri ifade etmektedir. Bu özellikler organizmanın var olma şeklini bire bir tanımlayan bilgiler bütünüdür.

- **Alel (Allele)**

Biyolojik olarak alel, bir genin kromozom üzerindeki locus bölgesinde bulunan alternatif biçimine denmektedir. Aleller kromozom üzerindeki en küçük bilgi taşıyan birimlerdir. Doğada aleller çiftler şeklinde bulunurlar. Genetik programlama açısından bakıldığında 1 ya da 0 şeklinde ifade edilen sembolik değerlerdir. Şekil 4.1'de kromozom, gen ve alellerin temsili gösterimi görülmektedir.



**Şekil 4.1.** Genetik programlama açısından kromozom temsili

- **Genotip (Genotype)**

Genotip, genellikle DNA yapısında olup canlının biyolojik olarak genel kodlanma biçimini ifade etmektedir. Genetik yaklaşım açısından problemin kodlanmış çözümü olarak ifade edilmektedir.

- **Fenotip (Phenotype)**

Genotip canlının genetik kodlamasını ifade etmekten, fenotip canlının çevresel etkilere maruz kalmış bütünsel, dış görünüme bağlı ifadesidir.

- **Uygunluk (Fitness)**

Uygunluk, bir bireyin mevcut genotip özellikleriyle yeniden üretime yani reproduksiyona uygun olma derecesidir. Mümkün olan bütün genotiplerin ve onların uygunluk seviyeleri uygunluk uzayını ifade etmektedir.

Uygunluk fonksiyonu, bir çeşit amaç fonksiyonu olmakla beraber, optimal sonucu vermeyi taahhüt eden bir fonksiyondur ve 0-1 aralığında bir değer döndürmektedir.

- **Doğal Seçilim (Natural Selection)**

Doğal seçilim, zamanla gerçekleşen ve her bir bireyin hayatta kalması ve özelliklerini yeni bireylere geçirmesini ifade eden doğal sürece denmektedir. Doğal seçilim yapay seçilimden farklıdır. Doğal seçilim, türün çevreye adapte olmasını sağlamaktadır. Doğal seçilim bireyin karakteristik özelliklerinin daha geçerli ve yaygın hale gelmesini sağlar. Genetik yaklaşım açısından bakıldığında ise, optimal en iyi çözüme yakınsamayı hızlandırır ve arama uzayını daraltır.

#### **4.1.2. Seçim Operatörü ve İyinin Hayatta Kalması**

Seçim operatörü elitizmi yani en iyinin hayatta kalması (survival of the fittest) prensibini simüle etmektedir ve genetik yaklaşımın itici kuvveti pozisyonundadır. Bir başka deyişle, seçim operatörü ile en uygun bireyler ile bu bireylere ait özellikler seçilir ve sonraki nesillere aktarılır.

Örnekleme uzayından yani mevcut çözüm nüfusu içerisinde seçim işlemi stokastik, deterministik ya da bu iki yöntemin karışımı şeklinde gerçekleştirilebilir. Rulet tekerleği yöntemi stokastik bir yöntem iken, sıralama seçimi ve turnuva seçimi yöntemleri karma yöntemlerdir [47-51], [52]. Diğer bir yöntem ise ilişkisel turnuva seçimi yöntemidir.

- **Rulet Tekerleği Yöntemi**

Rulet tekerleği, basit ve çok fazla kullanılan seçim yöntemlerinden birisidir. Bu yöntemde rulet tekerleğinin parçaları bireylerin bireysel bazdaki uygunluk değerlerinin diğerlerine oranlanması ile belirlenir. Ebeveyn bireyler rulet tekerleği döndürülerek uygunluk değerleri ile orantılı olarak seçilme olasılıklarına göre belirlenir. Her bir bireyin gelme olasılığı Denklem 4.1 ile belirlenmektedir.

$$P_i = \frac{f(x_i)}{\sum_{i=1}^{N_p} f(x_i)}, i = 1, 2, \dots, N_p \quad (4.1)$$

- **Sıralama (Rütbe) Seçimi Yöntemi**

Bu yöntem, oransal seçilimin doğasından kaynaklı problemlerin giderilmesi noktasında geliştirilmiştir ve daha baskın bir seçim karakteristiğini dayatır niteliktedir. Her bir çözüm (birey) uygunluk değerine göre sıralanır. En iyi çözüm en yüksek pozisyonda ( $N_p$ ) konumlanırken, en düşük uygunluk değerine sahip birey 1 numaralı sıraya konumlandırılır. Seçim olasılığı doğrusal olarak aşağıda verilen Denklem 4.2 ile belirlenir.

$$P_i = \frac{1}{N_p} \left( \beta - 2(\beta - 1) \frac{i-1}{N_p-1} \right), i = 1, 2, \dots, N_p \quad (4.2)$$

- **Turnuva Seçim Yöntemi**

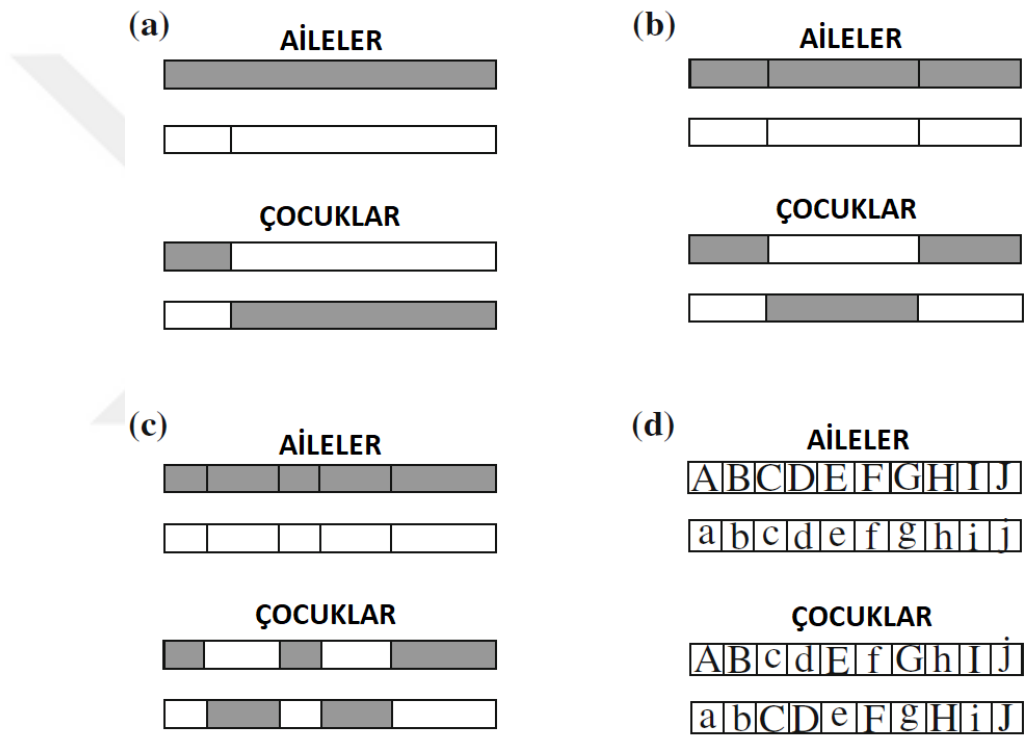
Turnuva seçim yönteminde her seferinde  $h$  adet birey karşı karşıya gelirler. Turnuva  $N_p$  kere tekrarlanır. Turnuva seçim yönteminde sadece yerel bilgi kullanılır, çözümler sadece kendi aralarında kıyaslanır ve uygun değerleri birbirlerine göre hesaplanır. Bir çözüm çıktığı bir maçın galibi olabilir ama diğer tüm maçları kaybedebilir. Boltzman turnuva seçim yönteminde  $i$  ve  $j$  şeklinde iki birey rastgele şekilde çözüm uzayında seçilir ve tavlama benzetimi yöntemine benzer bir metotla savaştırılır. Burada  $i$ 'inci bireyin kazanabilme ihtimali Denklem 4.3 ile hesaplanmaktadır.

$$P_i = \frac{1}{1 + \exp\left(\frac{f_j - f_i}{T}\right)} \quad (4.3)$$

Burada,  $T$  tavlama benzetimi sürecindeki sıcaklığı temsil etmekte ve sürekli düşmektedir.  $f_j$  ve  $f_i$  ise  $i$ 'inci ve  $j$ 'inci bireylerin sırasıyla uygunluk değerlerini temsil etmektedir.

### 4.1.3. Çaprazlama Yöntemi

Eşeyli üreme yönteminde hayvanlar ürerken, meiosis adı verilen süreç, yumurta ve sperm hücrelerinin birleşmesi ile gerçekleşir ve bu süreç esnasında yeniden üretim (rekombinasyon) meydana gelir. Meiosis sırasında, DNA replikasyonu ile birlikte diploit olan kromozom yapısı 4'lü hale dönüşür. GA için genel arama işlemi çaprazlama metodu ile genel bir çözüm uzayı içerisinde mümkün olanlara bakma şeklinde gerçekleşmektedir. Aşağıda Şekil 4.2'de çaprazlama yöntemleri temsili olarak özetlenmektedir.

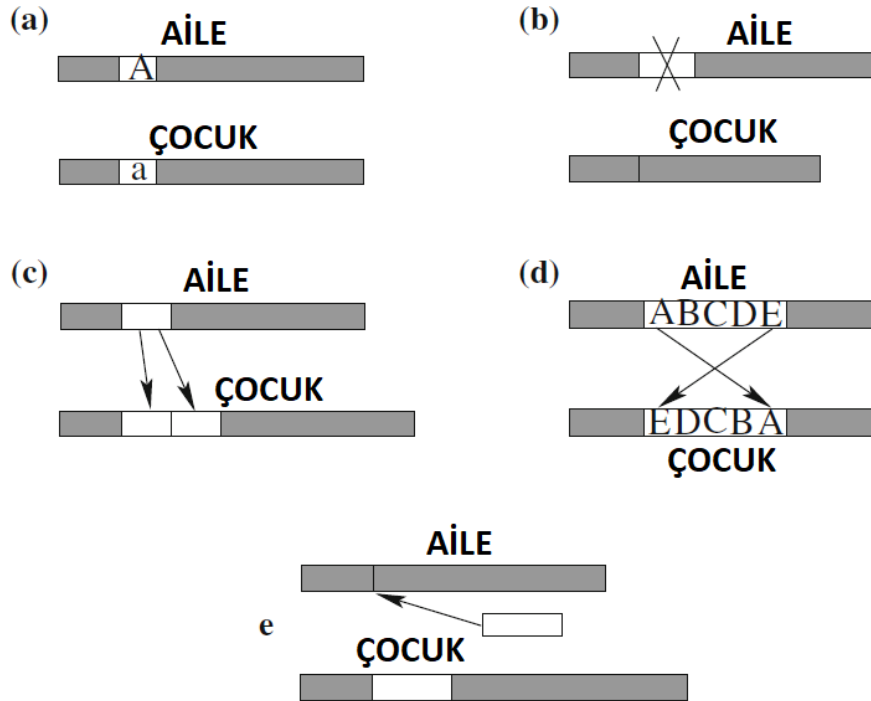


**Şekil 4.2.** Çaprazlama işlemleri a) Tek noktalı b) iki noktalı c) çok noktalı d) uniform çaprazlama [50]

Çaprazlama operatörü ikili modda (binary) bir operatör olup, mevcut seçilmiş iki ebeveyn bireyin belirlenmiş noktalarından aldıkları bilgileri karşılıklı olarak değiş tokuş ederek yeni bireylerin üretilmesi prensibine dayanmaktadır. Tek noktalı, iki noktalı, çok noktalı ve uniform olmak üzere çeşitli şekillerde gerçekleştirilmektedir.

#### 4.1.4. Mutasyon (Mutation)

Mutasyon operatörü genetik çeşitliliğin oluşması ve çözüm uzayının yerel arama noktasında takılıp kalmasının engellenmesi için kullanılan genetik operatördür. Tek noktalı ya da çok noktalı şekilde uygulanmaktadır. Genel olarak mutasyon işleminde, rastgele seçilen bir kromozomun rastgele seçilen bir aleline (genelde ikilik sistemde tanımlandığı varsayarak) 0-1 şeklinde bir bilgi uygulaması yapılır. Mutasyon sayesinde kaybolan bir özellik ya da bilgi kromozoma tekrar kazandırılabilir. Mutasyon tek noktaya ya da daha geniş ölçekli olarak (large-scale) uygulanabilmektedir. Tek noktalı mutasyon işlemleri yerine koyma (substitution), silme (deletion) ya da ekleme (insertion) olarak çeşitlenmektedir. Çoklu mutasyona örnek olarak ta ikileme (duplication) ve tersleme (inversion) işlemleri örnek gösterilmektedir. Şekil 4.3'te literatürde sıkça kullanımına rastlanan bazı mutasyon yöntemleri görüntülenmektedir.



**Şekil 4.3.** Mutasyon işlemi çeşitleri. a) yerine koyma b) silme c) ikileme d) tersleme e) ekleme [50]

Mutasyon işlemi genetik çeşitliliğin oluşmasında büyük önem arz etmektedir. Mutasyon katsayısı genetik operasyona geçilmeden önce değişken olarak tanımlanır. Bu değişkenin değeri genelde % olarak ifade edilmektedir. Mutasyon işleminin yüksek olasılıkla icra edilmesi çözüm sürecinde kararsızlığa sebep olabilirken, düşük olasılık seviyesinde uygulanması çözüm sürecinin uzamasına ve yerel optimal noktalara takınılması gibi olumsuz durumlara sebep olmaktadır. Bir optimizasyon algoritmasında parametre tanımlarının uygun olarak seçilmesi işlemi çoğu zaman programcının bilgi, beceri, tecrübe ve kabiliyetlerine kalmaktadır. En uygun parametrelerin belirlenmesi işlemi hiper-optimizasyon problemi olarak ifade edilmektedir.

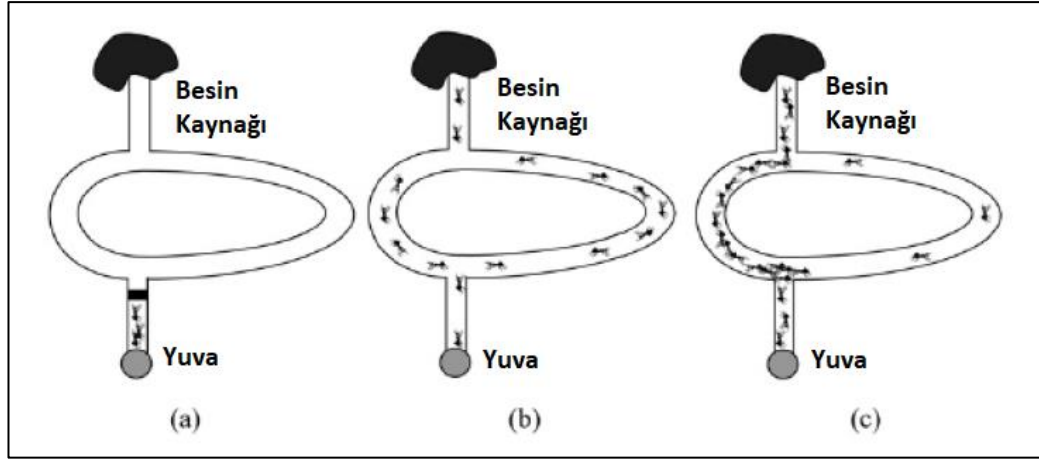
#### **4.2. Karınca Kolonisi Algoritması (Ant Colony Optimization)**

Karınca kolonileri ya da daha genel olarak sosyal böcek toplulukları, bireylerinin kendi özellerindeki basitliklerine karşın topluluk anlamında yüksek seviyede yapılanmış sosyal organizmalardır. Sonuç olarak bu organizasyon, özede karınca kolonisi organizasyonu gibi, bireylerinin kapasitelerinin çok üzerindeki işleri başarabilmekte ve karmaşık görevleri tamamlayabilmektedir [53].

KKA, karınca kolonilerinin yiyecek kaynağına ulaşırken kullandıkları stratejiden esinlenerek ortaya çıkmış met-sezgisel bir optimizasyon yöntemidir [54]. Gross ve Deneubourg yaptıkları deneysel çalışmalarda, karınca kolonilerinin yuva ve besin kaynağı arasında ray tipi bir yol izlediklerini göstermişlerdir [55, 56].

Yaptıkları çalışmada karınca kolonisi ve bu koloninin ihtiyaç duyduğu besin arasında belirli bir uzunluk için iki farklı uzunlukta ve sonu kesişen iki yol oluşturulmuştur. Deney düzeneğinde başlangıç aşamasında uzun bir süre karıncalar yuva bölümünde bekletilmiş ve ihtimal dahilindeki yollar üzerinde herhangi bir yol gösterici etkinin (besin kısıntısı ya da kokusu gibi) kalmaması sağlanmıştır. Deney düzeneğine ait temsili grafik Şekil 4.4'de görülmektedir.





**Şekil 4.4.** Karınca kolonisi davranışlarının gözlenmesine yönelik deneysel ortam

Mevcut yollardan (rotalardan) biri diğerinden daha kısadır. Yuvanın kapısının açılmasıyla karıncalar rastgele bir harekete başlarlar. Kapı açıldıktan kısa süre sonra, karıncaların bir kısmı uzun yoldan diğer kısmı ise kısa yoldan geçerek besin kaynağına ulaşırlar. Yuva'dan çıkıp besin kaynağına ulaşan karınca sayısı arttıkça uzun yoldan giden karınca sayısında belirgin bir düşme görülmüştür. Araştırmacılar bu düşüşü, karıncaların hareket esnasında arkalarında bıraktıkları uçucu feromon sıvısına bağlamışlar ve deneyi sonuçlandırmışlardır. Deneyi tekrarlayan araştırmacılar her seferinde karıncaların yaklaşık olarak aynı süre sonunda kısa yolu buldukları belirlenmiştir.

Karıncalar ile yapılan bu deneysel çalışma KKA yöntemi için esin kaynağı olmuş Dorigo ve arkadaşları yapay karınca kolonisi konseptini gezgin satıcı problemi gibi benchmark bir probleme uygulamış ve sonuçlarını duyurmuşlardır [57].

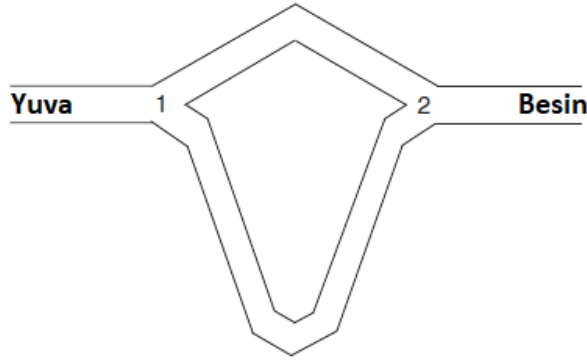
#### **4.2.1. Karıncaların Arama Davranışı ve Optimizasyon**

Karıncalara üzerinde birbirinden bağımsız yapılmış birçok çalışmada görüldüğü üzere incelenen karınca türlerinin hepsinin tamamen kör oldukları belirlenmiştir. Bu durum ışığında yapılan incelemelerde karıncaların bireysel bazda, birbirleriyle ve buldukları çevre ile olan ilişkilerinin bazı kimyasallar ile gerçekleştiği tespit edilmiştir. Bu kimyasallara feromon adı verilmektedir. İnsanlarda ya da gelişmiş tür canlılarda karıncalara karşın bahsedilen süreçler genel olarak görsel ya da işitsel duyular ile

gerçekleşmektedir. Özellikle *Lasius Niger* ya da *İridomyrmex Humilis* gibi bazı türlerde iz bırakan bir feromon tipine rastlanmaktadır [56]. Tekil olarak örneğin yuva ile besin kaynağı arasında hareket eden bir karıncanın bıraktığı feromon diğer karıncalar için rehber bilgi niteliğindedir ve bu durum KKA'nın esin kaynağını oluşturmaktadır.

#### 4.2.2. Olasılık Tabanlı (Stokastik) Model

Deneubourg ve arkadaşları çift köprü deneyinde yaptıkları gözlemlerden yola çıkarak karınca kolonisinin davranış dinamiklerini modelleyen basit olasılık tabanlı bir model oluşturmuştur. Oluşturulan modele ilişkin deney düzeneğine ait görsel Şekil 4.5'de görülmektedir. Bu modelde  $\psi$  adet karınca köprü'nün her iki yönüne sabit  $v$  cm/s hızla kollar üzerinde bir birim miktar feromon bırakarak hareket etmektedir.  $l_s$  kısa yolu,  $l_l$  uzun yolu ifade etmekte, karınca kısa yolu seçtiğinde geçiş süresi  $t_s = \frac{l_s}{v}$  saniye şeklinde hesaplanırken, uzun yol için geçen süre  $r \cdot t_s$  olarak hesaplanır ve  $r = l_l - l_s$  eşitliği ile bulunur.



**Şekil 4.5.** Stokastik model için yuva besin arasında tanımlı farklı uzunlukta kollar

Kısa kol için seçim olasılığı denklem 4.1 ile hesaplanmaktadır.

$$P_{is}(t) = \frac{(t_s + \varphi_{is}(t))^2}{(t_s + \varphi_{is}(t))^\alpha + (t_s + \varphi_{il}(t))^\alpha} \quad (4.1)$$

Denklem 4.1 için,  $P_{ia}(t)$  kol seçim olasılığı,  $i \in \{1,2\}$  karar noktasını,  $a \in \{s, l\}$  kol tipini,  $\varphi_{ia}(t)$  toplam feromon miktarını ifade etmektedir. Bu formülde evaporasyon yani buharlaşma işlemi yok sayılmaktadır. Buharlaşma etkisi denklem 4.2'de ki gibi eklendiğinde olasılık tabanlı model daha gerçekçi bir yapıya kavuşmaktadır.

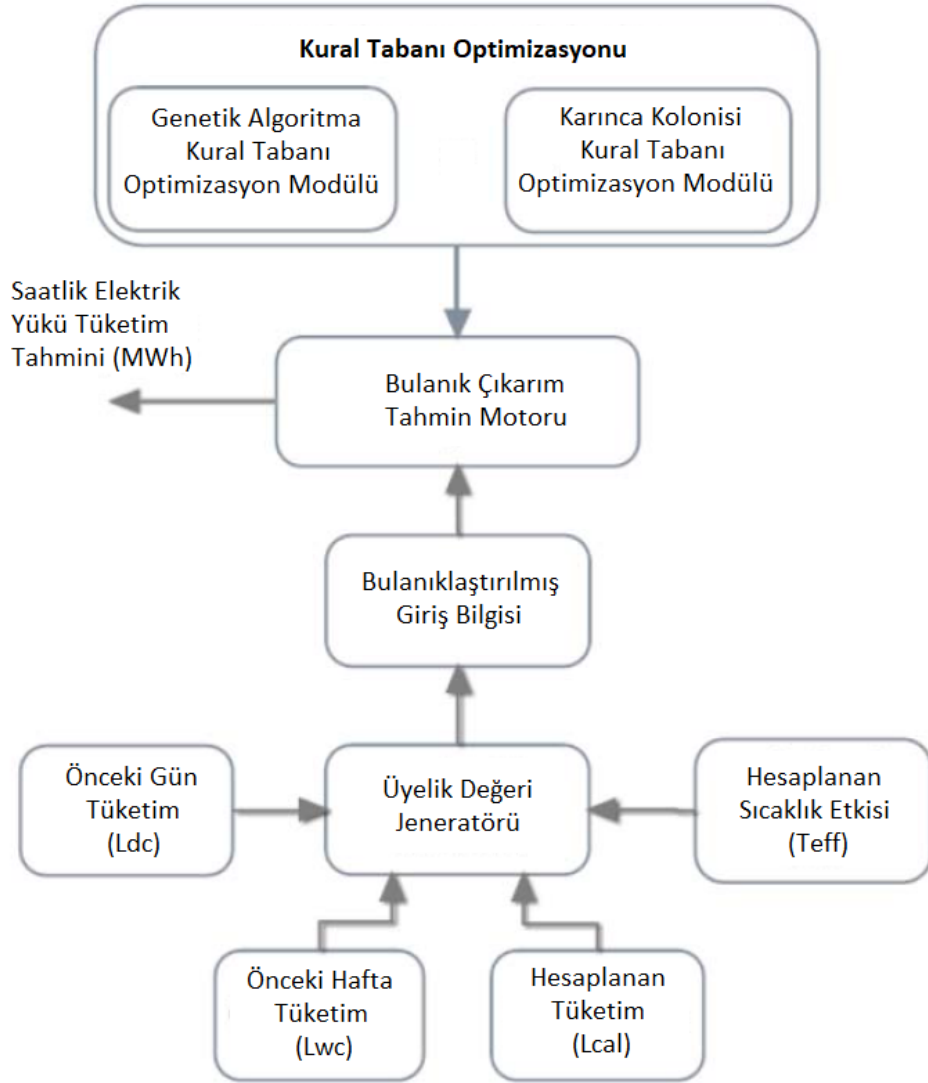
$$d\varphi_{is}/dt = \psi P_{js}(t - t_s) + \psi P_{is}(t), (i=1, j=2; i=2, j=1) \quad (4.2)$$

Yukarıda bahsedilen olasılık tabanlı model, yapılan Monte Carlo simülasyon çalışmasında test edilmiştir [58]. Yapılan testlerde 1000 simülasyonluk bir test ortamında kolların uzunlukları eşitken her iki kolun seçilme sayıları eşit çıkmış, bir kolun uzunluğu diğerinin iki katı şeklinde belirlendiğinde ise karıncaların büyük çoğunluğu kısa olan yolu tercih etmişlerdir. Oluşturulan stokastik modelde karıncalar yuvadan besine ve besinden yuvaya olan her iki hareket tarzında da feromon bırakmaktadırlar. Eğer tek yönlü feromon bırakma işlemi söz konusu olursa karıncalar en kısa yolu bulamamaktadır. Bu durum gerçek karınca kolonisinin davranışları gözlemlendiğinde de görülmekte ve teori ile pratik örtüşmektedir.

Sonuç olarak yapılan deney ve gözlemlerde karınca kolonilerinin besine ulaşmakta izledikleri yol simülasyon ile tekrarlanabilir yapıda olmakla beraber bir optimizasyon algoritması olarak kodlanabilir ve uygulanabilir yapıdadır. Küçük ölçekli problemlerin çözümünde buharlaşma etkisi görmezden gelinmelidir. Büyük çaplı problemlerde ise bu etki çözüme daha çabuk ulaşmayı sağlamaktadır.

## 5. KKA VE GA İLE KURAL TABANI OPTİMİZASYONU YAPILAN KARMA BM TAHMİN MODELLERİ

Tez çalışmasında bulanık mantık temelli bir tahmin modeli oluşturulmuş ve Türkiye'nin kısa dönemli saatlik bazda elektrik yükü karakteristiği tahmin edilmeye çalışılmıştır. Önerilen bulanık mantık temelli tahmin modelinin tahmin doğruluğunun geliştirilmesi için doğadan esinlenen optimizasyon yöntemleri (GA ve KKA) kullanılmıştır. Önerilen bulanık mantık tabanlı yük tahmin modelinin blok diyagramı Şekil 5.1'de görülmektedir.



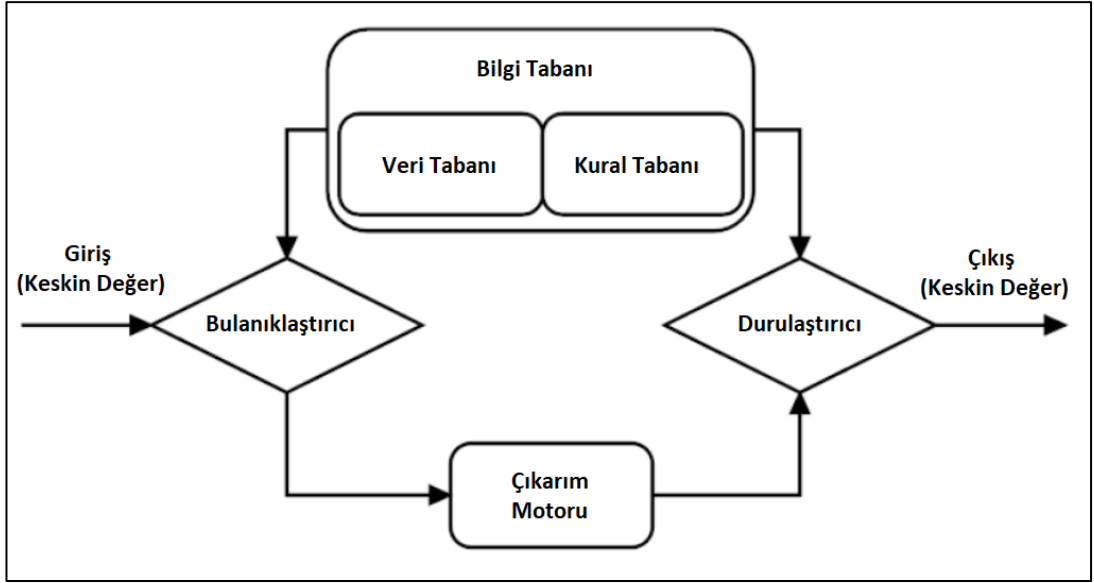
Şekil 5.1. Bulanık Yük Tahmin Modeli Akış Diyagramı

Önerilen modellerin eğitim ve testlerinde literatür çalışmasında edinilen bilgiler ışığında giriş parametreleri tanımlanmış, 2011-2014 yıllarına ait Milli Yük Tevzi Merkezi ve Enerji Piyasaları İşletmesi Anonim Şirketi şeffaflık platformundan alınan saatlik bazdaki elektrik yükü verileri ve saatlik bazda Türkiye'nin 6 farklı şehirden toplanan hava sıcaklık verileri kullanılmıştır.

### **5.1. Bulanık Çıkarım**

Mühendislik problemlerinde bulanık mantık kullanımını son yıllarda oldukça araştırılan ve üzerinde çok fazla sayıda çalışma ve yayın yapılan bir konu olmuştur. Bulanık mantık temelli yaklaşım özellikle güç tesislerinin bakım planlanması, kontrolü ve üretim planlanması gibi konularda ön plana çıkmaktadır. Bulanık mantık temelli yöntem ve teknikler etkin ve güçlü birer optimizasyon enstrümanı olarak görülmekle beraber, yöneticiye diğer yöntemlere nazaran uygulamada kolaylık sağlamak ve elde edilen sonuçlar sağlam temelli (robust) ve etkili olmaktadır [59].

Bulanık mantık konsepti ilk olarak Zadeh tarafından 1965 yılında ortaya atılmıştır [43]. Bulanık yaklaşımı kısaca, genelleştirilmiş klasik küme teorisi olarak ifade edebiliriz. Klasik küme teorisinde, her bir argüman belirli bir küme ile temsil edilmiş ya da edilmemiştir ve bu iki yaklaşım dışında ara bir yaklaşım arasındaki bir yaklaşım söz konusu olamamaktadır. Buna karşın Zadeh tarafından geliştirilen yaklaşım ile herhangi bir argüman birden fazla kümeye belirli derece ya da seviyelerde yakınlık gösterebilmekte ve üye olabilmektedir [60]. Mamdani yaklaşımı uygulamada en bilinen yaklaşımlardan biridir. Şekil 5.2'de bulanık çıkarım sisteminin temel bileşenleri görülmektedir.



**Şekil 5.2.** Bulanık çıkarım sistemi blok diyagramı

Temelde standart bir bulanık çıkarım sistemi dört ana bloktan oluşmaktadır. Bilgi tabanı bloğu genellikle bir uzman tarafından uzman görüşü çerçevesinde ya da bir uzman sistem tarafından tanımlanan, bulanık çıkarım yapılırken kullanılacak bilgiyi içeren kural tabanı ya da veri tabanından oluşan bilgi bloğudur. Bulanıklaştırıcı bloğu keskin kümeye ait değerlerin sözsel (linguistik) terimlere dönüştürülmesi için kullanılan bloktur.

Çıkarım motoru ile bilgi bloğundan gelen bilgiler ölçüsünde sözsel terimlerle ifade edilmiş keskin değerlerin üyelik fonksiyonları ile kesişmesi ve işlenmesini yerine getirilir. Çıkarım motorunun çıkışında üretilen bilgi hala bulanık yapıdadır ve durulaştırılması gerekmektedir. Çıkarım motorunda üretilen bulanık bilgi durulaştırma bloğuna gönderilerek yine bilgi bloğundan gelen bilgiler kullanılarak bulanık bilgi keskin bilgiye dönüştürülür.

Mamdani bulanık yaklaşımında durulaştırma aşaması, bilgi bloğunda gelen varsayımlara ait bilgiler ile gerçekleştirilmektedir.

Bu süreç iki giriş ve bir çıkıştan oluşan bir sistem için aşağıdaki gibi örneklendirilmektedir.

Kural 1: Eğer  $x_1 \in A_1$  ve  $y_1 \in B_1$  kümesine üye ise O halde  $z \in C_1$

Kural 2: Eğer  $x_2 \in A_2$  ve  $y_2 \in B_2$  kümesine üye ise O halde  $z \in C_2$

...

Kural k: Eğer  $x_n \in A_m$  ve  $y_p \in B_t$  kümesine üye ise O halde  $z \in C_q$

Yukarıda örneklenen bulanık ifadelerin durulaştırılması işlemi için k kural sayısını ifade etmekte, x ve y ise giriş değişkenlerinin ifade etmektedir. Çıkış değişkeni olarak z belirlenmiştir. x değişkeni için 1'den m'ye kadar bulanık A üyelik fonksiyonları tanımlanmıştır. y değişkeni için 1'den t'ye kadar bulanık B üyelik fonksiyonları tanımlanmıştır.

Bulanık bir çıkarım modelinin tasarımı, kuralların tanımlanması genel olarak modeli oluşturan uzmanın bilgisi dahilinde ve yine genel olarak problemin çözümüne yönelik geliştirdiği tecrübelerle dayalı olarak belirlenmektedir. Tanımlanan bulanık kümelerin sayısı, değişken sayısı, bulanıklaştırma aşamasında tanımlanan üyelik fonksiyonlarının tipleri, şekilleri, özellikleri ve sayıları, tanımlanan kuralların yapısı ve sayısı tamamıyla elde edilecek sonuca doğrudan etki etmektedir [61].

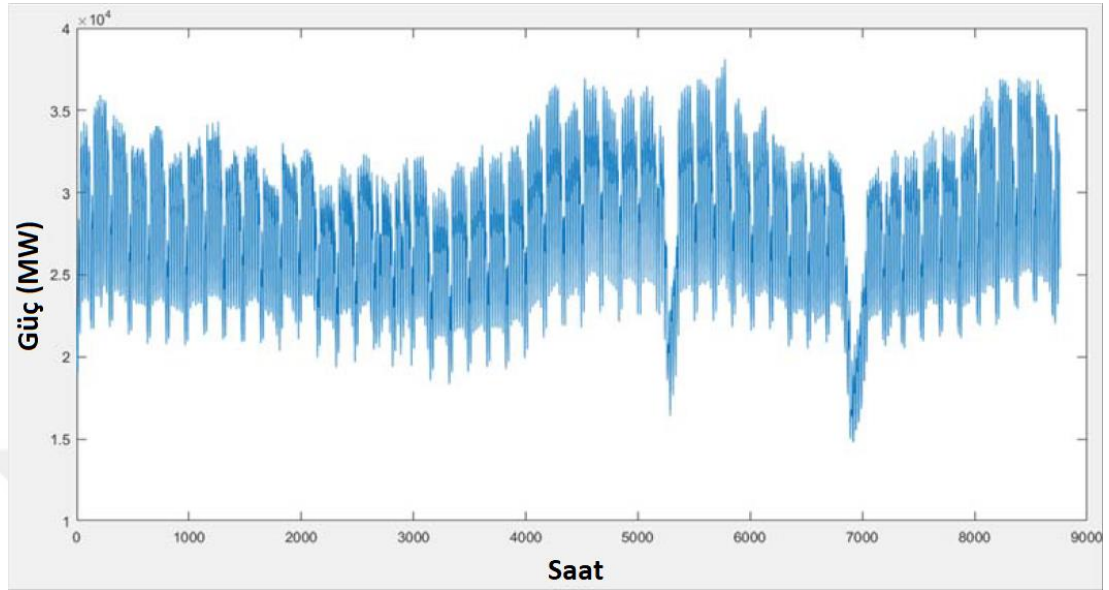
Teze konu olan ve önerilen bulanık temelli yük tahmin modelinde, yukarıda bahsedilen ve sonuca etki eden durumların tahmin modelini üreten, tasarlayan araştırmacıya yol göstermesi amacıyla kural tabanı oluşturulurken, doğadan esinlenen optimizasyon yöntemleri kullanılmış ve daha esnek bir tahmin modeli oluşturulmaya çalışılmıştır.

## 5.2. Veri Setinin Oluşturulması

Elektrik yük tüketim karakteristiği genel itibari ile rutin bir yapıda olmakla beraber saatlik bazda bazı kısa zaman aralıkları için önceden öngörülmesi çok güç olan değişim ve dalgalanmalara sahiptir [62]. Bu değişimlerin sebepleri çok farklı şekillerde karşımıza çıkabilmektedir.

Literatür çalışmaları bu anlık karakteristik dışı değişimlere sebep olarak ani hava sıcaklık değişimlerini, takvimsel etkileri (milli maçlar, önemli spor müsabakaları vb.),

ekonomik ve politik dalgalanmalar ya da krizleri göstermektedir. 2013 yılına ait bir yıllık saatlik bazda elektrik yükü tüketimine ait grafik şekil 5.3'te görülmektedir.



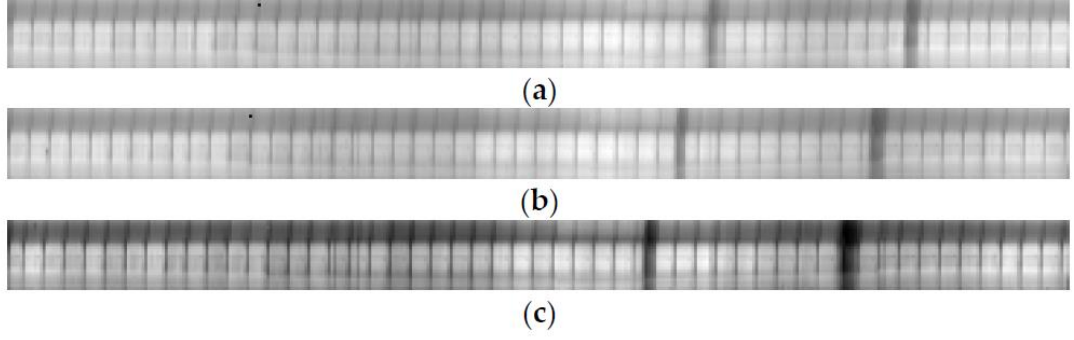
**Şekil 5.3.** 2013 yılı saatlik bazda elektrik yükü tüketim eğrisi

2013 yılında en yüksek tüketim miktarı saatlik olarak 38.116 MWh, en düşük yük tüketimi ise 14.800 MWh olarak ölçülmüştür. Ortalama olarak 2013 yılı için hesaplanan ortalama yük tüketim miktarı 28.003 MWh saat olarak hesaplanmıştır.

Bu değerlerden de görüldüğü üzere tüketim skalası saatlik bazda yaklaşık 20 GWh saat gibi bir tüketim aralığını işaret etmektedir. Tüketim verilerinden ayrıca, kış ve yaz aylarındaki tüketim değerlerinin ortalama olarak ilk bahar ve son bahar aylarına göre daha yüksek olduğu görülmektedir. 2013 yılı için saatlik bazda tüketilen en yüksek miktarda elektrik enerjisi 29 Ağustos günü 13:00-14:00 saatleri arasında olmuştur.

Elektrik tüketim karakteristiğinin birbirini izleyen süreç içerisinde izlenmesini sağlamak amacıyla Şekil 5.4'de 2011-2013 yılları arasında tüketilen elektrik enerjisi miktarını yıllık ve saatlik bazda siyah-beyaz ölçekte, 3 yıllık normalizasyon skalası ile görüntülenmektedir.





**Şekil 5.4.** a) 2011 yılı normalize edilmiş yük tüketim karakteristiği  
b) 2012 yılı normalize edilmiş yük tüketim karakteristiği  
c) 2013 yılı normalize edilmiş yük tüketim karakteristiği

Bu üç grafik tüketim dönemine ve karakteristiğine dair ilginç bilgiler içermektedir. Grafiklerdeki koyu alanlar elektrik enerjisi tüketiminin görece düşük olduğu saatleri gösterirken, açık renkte beyaza yakın olan alanlar görece elektrik tüketiminin yüksek olduğu saatleri göstermektedir. Her üç grafikte de her yıl sol tarafa yaklaşan 2 koyu alan bulunmaktadır. Bu alanlar dini bayramları işaret etmektedir ve bu zaman periyodu içerisinde çoğu resmi kurum ve kuruluş kapalı ve özel işletmeler kapalı konumdadır.

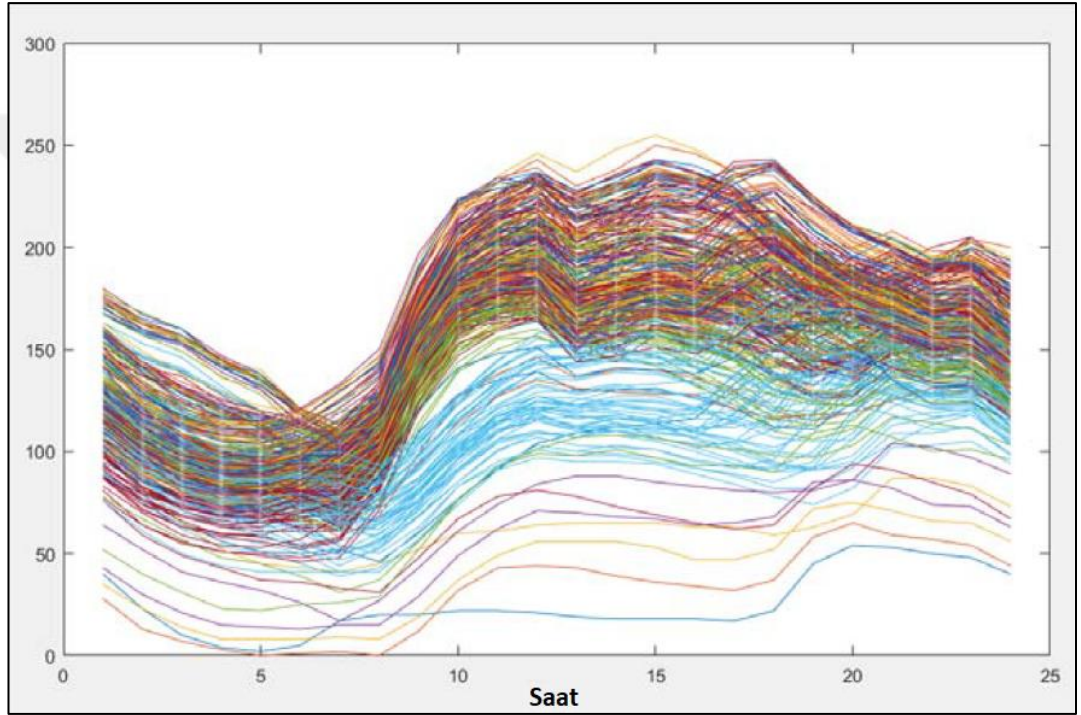
Grafikler Türkiye'nin genel ekonomik durumu hakkında da ilginç bilgiler vermektedir. Şekil 5.4. c grafiği genel olarak diğer iki grafiğe oranla daha koyu konumdadır. Bu bilgi Türkiye'nin 2012 yılı sonlarına doğru girdiği ekonomik krizin etkilerinin 2013 yılı içerisinde de devam ettiğini göstermekte ve genel ekonomik parametreler ile örtüşmektedir.

### 5.3. Bulanık Tahmin Modeli Giriş Parametreleri

Tez çalışmasında kullanılan bulanık mantık temelli tahmin modelinin eğitim ve testlerinde 4 farklı giriş parametresi kullanılmıştır. Bu giriş parametreleri; önceki gün aynı saat için tüketim verisi, önceki hafta aynı saat için tüketim verisi, bir haftalık aynı saat için hesaplanan tüketim verisi ve bir haftalık aynı saat için 6 meteoroloji istasyonundan elde edilen ve illerin özel durumlarına göre hesaplanan ortalama hava sıcaklık verisidir.

### 5.3.1. Önceki Gün Tüketim Verisi

Elektrik yükü tüketimi günlük bazda genel olarak izlendiğinde, tüketim karakteristiğinin çok büyük farklılıklar göstermediği görülmektedir. Bir başka ifade ile, inişler ve çıkışlar saatlik bazda değerlendirildiğinde eğer dışsal etkenlerin etkisi az ya da hiç ise günlük elde edilen tüketim eğrisi bir önceki güne büyük ölçüde yakınsayacaktır. 2013 yılına ait günlük bazda tüketim karakteristiği Şekil 5.5’de verilmektedir.



Şekil 5.5. Günlük bazda normalize edilmiş elektrik yükü tüketim eğrisi (2013)

Literatür incelendiğinde birçok çalışmada saatlik bazda yapılacak bir yük tahmini için bir gün öncesine ait saatlik bazdaki yük tüketim verisinin kullanıldığı görülmüş ve tez çalışmasında önerilen tahmin modelleri için de bu verinin giriş parametresi olarak kullanılmasına karar verilmiştir.

### 5.3.2. Önceki Hafta Tüketim Verisi

Yapılan literatür çalışmalarında görüldüğü üzere birçok çalışmada bir hafta öncesine ait tüketim verilerinin tahmin modelleri için giriş parametresi olarak kullanıldığı görülmüştür. Bu sebeple, önerilen tahmin modellerinde tahmin yapılacak saat göz önüne alınarak 7 gün öncesinde aynı zaman aralığına ait veriler belirlenmiş ve bu veriler tahmin modeli için giriş parametresi olarak kullanılmıştır.

### 5.3.3. Hesaplanan Haftalık Yük Trendi

Önceki güne ve haftaya ait saatlik bazda toplanan veriler, yük tahmini konusunda çok yardımcı olmakla beraber kesin sonuca ulaşma noktasında yetersiz kalmaktadır. Bu sebeple bir haftalık süre zarfında 7 güne ait saatlik verinin incelenmesi ve yükün değişim trendinin belirlenerek tahmin modeli için bir giriş parametresine dönüştürülmesine karar verilmiştir. Yükün haftalık bazdaki trend hareketinin belirlenmesinde En Küçük Kareler (EKK) yönteminden faydalanılmıştır.

EKK yöntemi, bir veri seti içerisindeki ilişkilerin belirlenmesi ve görselleştirilmesi için kullanılan matematiksel denklem formudur. EKK yöntemi 1700'lü yılların sonlarında doğru geliştirilmiş, model ile veri arasındaki bilinmeyen ilişki ve parametrelerin karelerin değişimi kuralı kullanılarak tespit edilmesine dayanan bir tahmin yaklaşımıdır [63]. EKK yöntemi veri setinden değerli bilgiler elde etmek için kullanılan en önemli analitik yöntemlerden biri olarak kabul edilmektedir [64].

Haftalık bazda yük trendinin hesaplanması için kullanılan eşitlikler Denklem 5.1, 5.2 ve 5.3'te verilmektedir.

$$L = a + bx_i \quad (5.1)$$

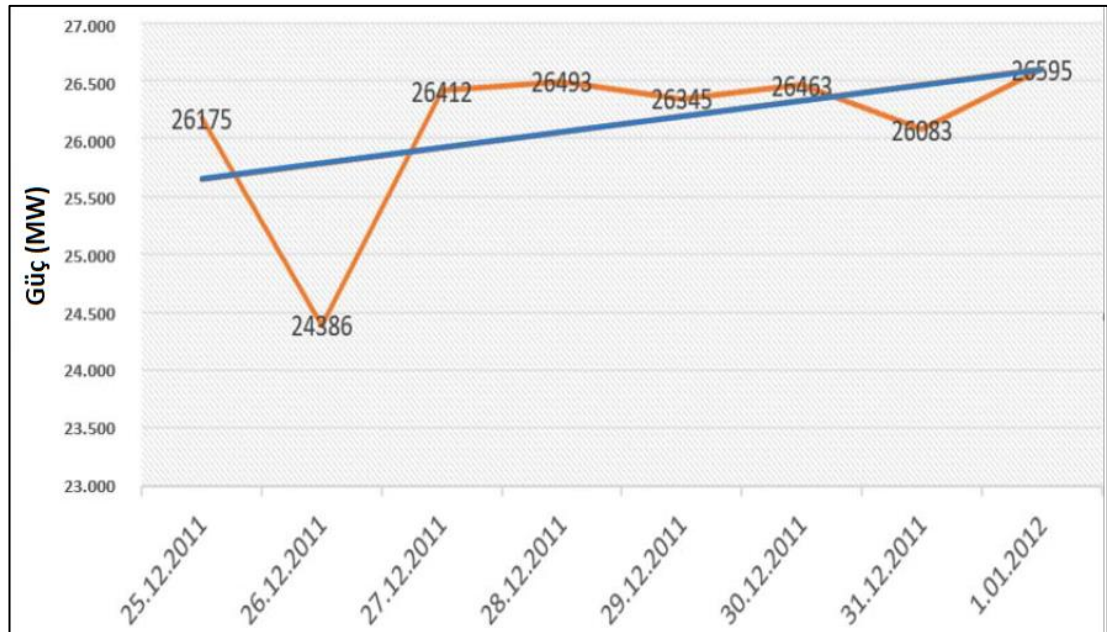
$$b = \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i - n \bar{x} \bar{y}}{\sum_{i=1}^n x_i^2 - n \bar{x}^2} \quad (5.2)$$

$$a = \bar{y} - b \bar{x} \quad (5.3)$$

Denklem 5.1.'de L ifadesi tahmin edilen haftalık yük trendini, a yük faktörünü ve b ise yük kaymasını temsil etmektedir. EKK yöntemi kullanılarak hesaplanan yük trendine örnek olarak 1 Ocak 2012 için, 25-31 Aralık 2011 saat 00:00 – 01:00 arasında ölçülen elektrik yükü bilgisi kullanılarak hesaplanan değerleri içeren grafik Şekil 5.6'de ve Tablo 5.1'de görülmektedir.

**Tablo 5.1.** 25 Aralık 2011 - 1 Ocak 2012 arası EKK değerleri tablosu

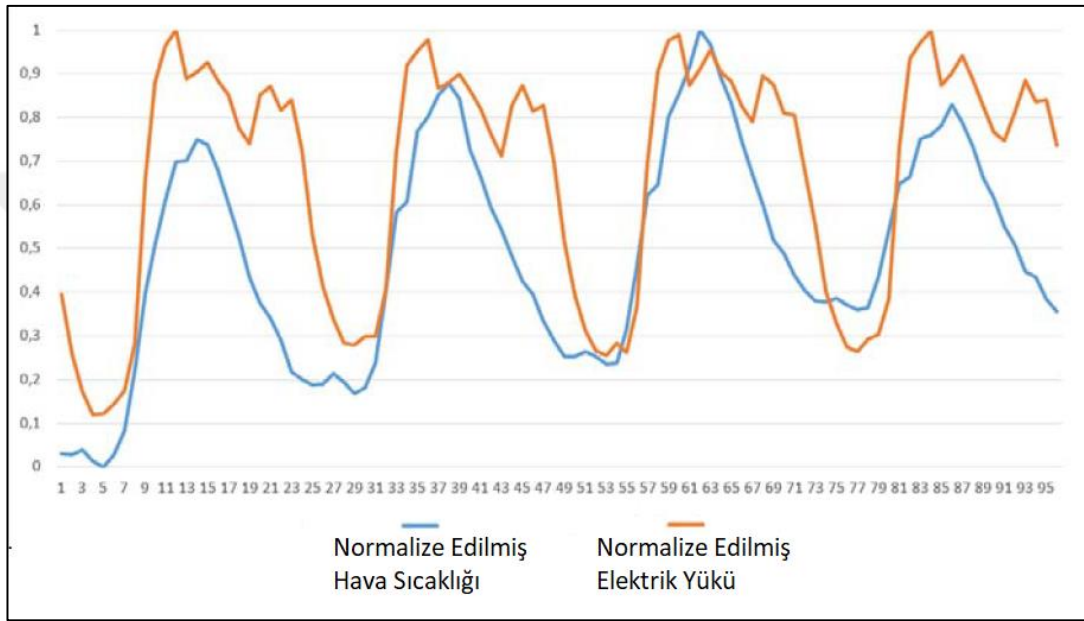
Tarih	Zaman Aralığı (x)	Yük Tüketimi (MWh) (y)	$x^2$	$x^2y$
25 Aralık 2011	1	26.175	1	26.175
26 Aralık 2011	2	24.386	4	97.544
27 Aralık 2011	3	26.412	9	237.708
28 Aralık 2011	4	26.493	16	423.888
29 Aralık 2011	5	26.345	25	658.625
30 Aralık 2011	6	26.463	36	952.668
31 Aralık 2011	7	26.083	49	1.278.067
<b>1 Ocak 2012</b>		<b>26.595</b>		



**Şekil 5.6.** 1 Ocak 2012 tarihi saat 00:00-01:00 arası için hesaplanan yük trendi

### 5.3.4. Hesaplanan Haftalık Hava Sıcaklığı Trendi

Yapılan literatür arařtırmalarında kısa dönemli yük tahmini için oluşturulan modellerde kullanılan giriş parametrelerinden biri de hava sıcaklığı verisidir. Saatlik bazda ölçülen hava sıcaklığı bilgisi ile elektriksel yük tüketimi arasında sıkı bir ilişki olduğu gözlemlenmektedir [36]. Bu ilişki 1-4 Nisan 2013 tarihi için hava sıcaklık ve yük tüketim verisi için Şekil 5.7’de görülmektedir.



Şekil 5.7. 1-4 Nisan 2013 tarihi itibari ile normalize edilmiş hava sıcaklık ve yük tüketim verisi

Genellikle yaz aylarında, hava sıcaklığı artarken yük tüketimi de klima vb. elektrik enerjisi ile çalışan soğutma araçlarının kullanımına bağlı olarak artmaktadır. Kış aylarında ise bu durumun tersine ama yine doğrusal olarak hava sıcaklığı azalırken, ısınma amacıyla kullanılan kombi vb. ısıtıcı araçların kullanımına bağlı olarak benzer şekilde artış göstermektedir.

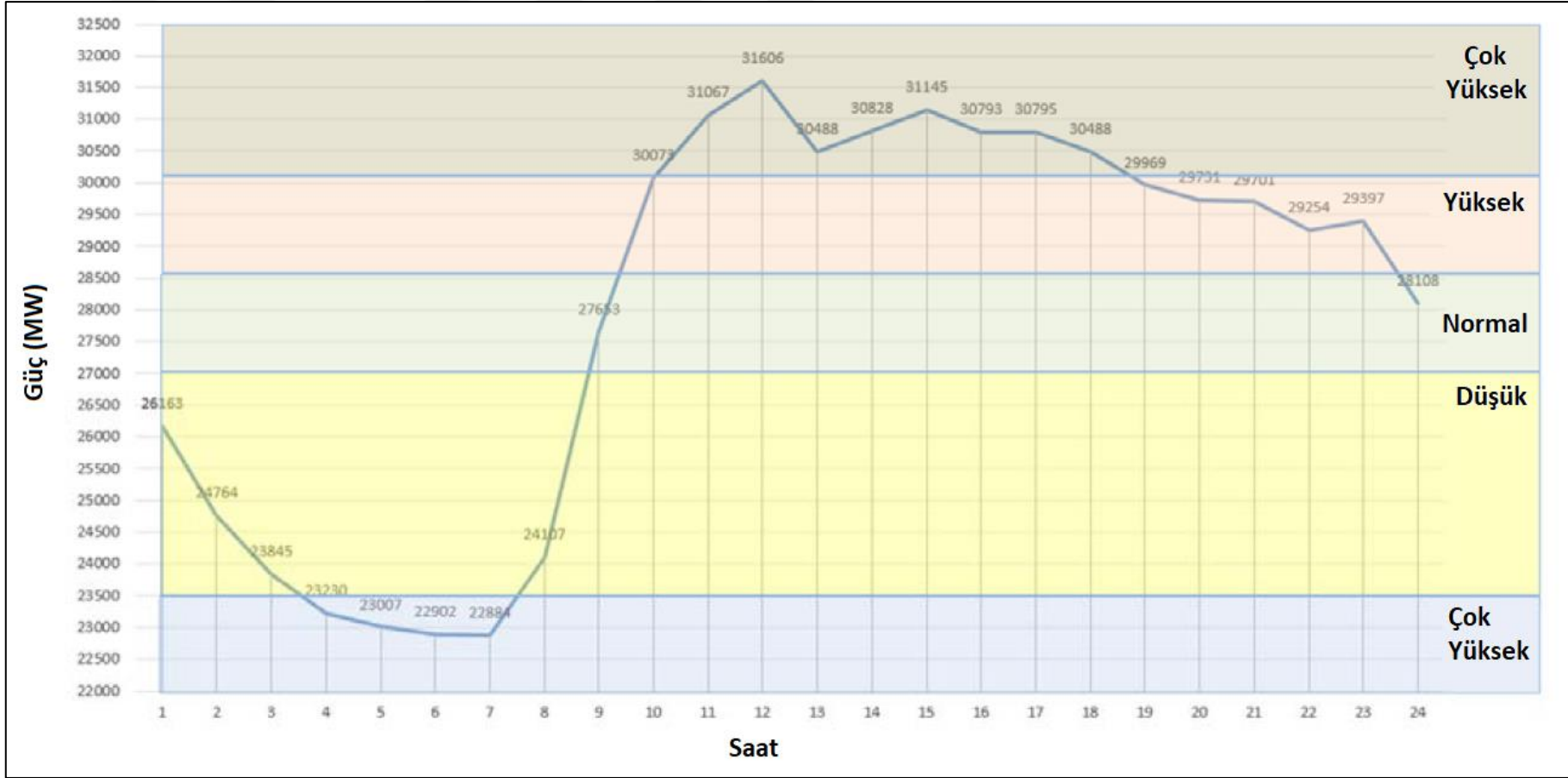
### 5.4. Bulanık Mantık Yük Tahmin Modeli

Tez çalışmasında, Türkiye'nin kısa dönemli saatlik bazda elektriksel yük tüketim miktarının tahmin edilmesi için bulanık mantık tabanlı bir model önerilmiştir. Önerilen modelin tahmin doğruluğunun artırılması, uzman kaynaklı kural tabanı ilişkilerinden

doğacak problemlerin çözülmesi ve daha esnek bir tahmin modelinin geliştirilmesi için bulanık mantık tahmin modeli kural tabanı, doğadan esinlenen optimizasyon yöntemleri kullanılarak optimize edilmiştir.

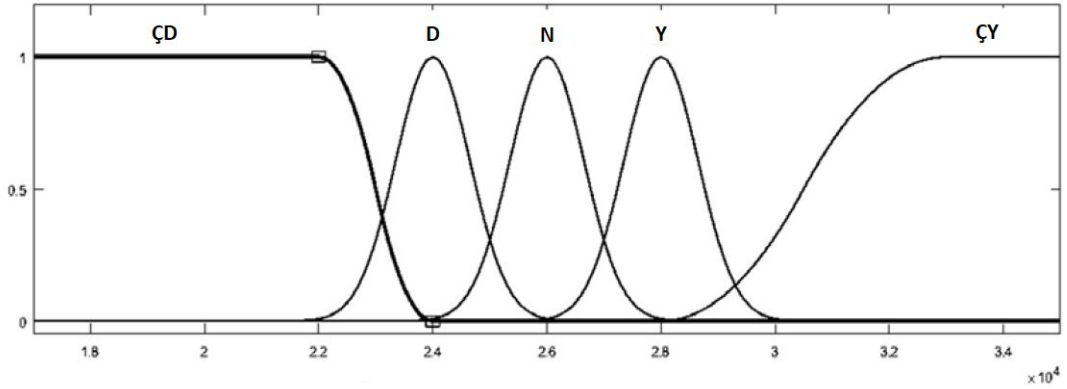
Bulanık mantık modelin eğitim ve testlerinden 2011-2014 yılları arasına ait saatlik bazda yük ve hava sıcaklığı verisi kullanılmıştır. Modelin 4 adet giriş değişkeni bulunmaktadır. Bu değişkenler sırasıyla; Önceki Gün Tüketim (LDC), Önceki Hafta Tüketim (LWC), Haftalık Tüketim Trendi (LCAL) ve Haftalık Sıcaklık Trendi (Teff) şeklinde ifade edilmektedir.

Yük verisi bulanıklaştırılma aşamasında Z ve S tipi bulanık üyelik fonksiyonları kullanılmış ve her bir yük giriş parametresi 5 bulanık üyelik fonksiyonu kullanılarak bulanıklaştırılmıştır. Üyelik fonksiyonlarının küme değerleri 2013 yılı saatlik ortalama yük tüketim verisi göz önünde bulundurularak belirlenmiştir. 2013 yılına ait ortalama tüketim verileri ve bulanık küme değerleri Şekil 5.8’de görülmektedir.



Şekil 5.8. 2013 yılı ortalama yük tüketim ve bulanık küme sınır değerleri [62].

Şekil 5.8’de verilen grafikte de görüldüğü üzere yük tüketimi belirli saatlerde benzer tüketim karakteristikleri göstermektedir. Bu karakteristik özellikler yük verilerinin bulanıklaştırılması işleminde kullanılmıştır. Giriş ve çıkış parametresi olarak kullanılacak yük parametreleri için 5 üyelik fonksiyonu Şekil 5.9’de tanımlanmıştır.

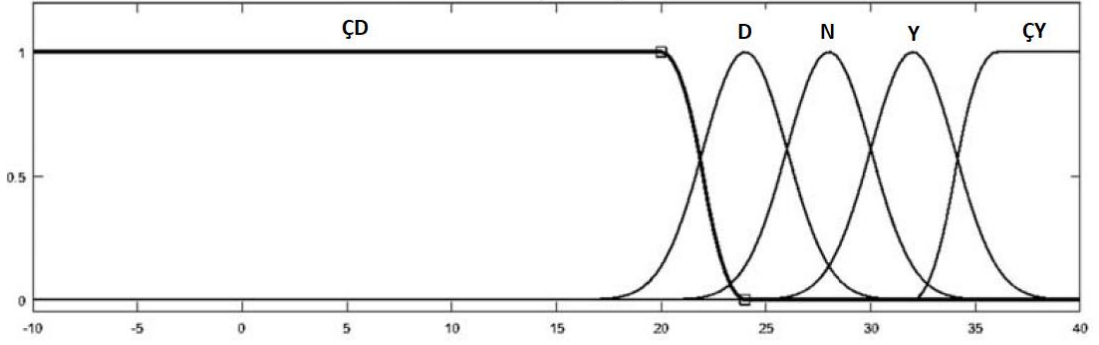


**Şekil 5.9.** Bulanıklaştırılmış yük tipi giriş ve çıkış bulanık küme

Şekil 5.9’da verilen üyelik fonksiyonları için sırasıyla ÇD ifadesi en düşük tüketim (very low) bölgesi için tanımlanmış, D ifadesi görece olarak ÇD bölgesine göre biraz daha yüksek olan en düşük tüketim (low) bölgesi için tanımlanmış, N ifadesi normal seviyede olağan tüketim (normal) bölgesi için tanımlanmış, Y ifadesi olağana göre biraz daha fazla tüketim (high) bölgesi için tanımlanmış ve ÇY ifadesi en yüksek tüketim (very high) bölgesi için tanımlanmıştır.

Hava sıcaklığı verisi bulanıklaştırılırken z ve s tipi bulanık üyelik fonksiyonları kullanılmış ve her bir yük giriş parametresi 5 bulanık üyelik fonksiyonu kullanılarak bulanıklaştırılmıştır. Üyelik fonksiyonlarının küme değerleri TS EN ISO 7730 termal konfor standartları göz önüne alınarak belirlenmiştir [65]. Şekil 5.10’de 5 üyelik fonksiyonu ile bulanıklaştırılmış hava sıcaklık parametresi için kullanılan yapı görülmektedir.





**Şekil 5.10.** Bulanıklaştırılmış sıcaklık tipi giriş bulanık küme

Şekil 5.10’da verilen üyelik fonksiyonları için sırasıyla ÇD ifadesi en düşük hava sıcaklığı (very low) bölgesi için tanımlanmış, D ifadesi görece olarak ÇD bölgesine göre biraz daha yüksek olan düşük hava sıcaklığı (low) bölgesi için tanımlanmış, N ifadesi normal seviyede, olağan hava sıcaklığı (normal) bölgesi için tanımlanmış, Y ifadesi olağana göre biraz daha fazla hava sıcaklığı (high) bölgesi için tanımlanmış ve ÇY ifadesi en yüksek hava sıcaklık (very high) bölgesi için tanımlanmıştır.

Hava sıcaklık değerleri Türkiye’nin 6 farklı ilinden (Samsun, Ankara, Kırıkkale, İstanbul, İzmir ve Adana) saatlik bazda ölçülen değerlerdir. Bu tez çalışmasında literatürde yapılan birçok dar bölgeli çalışmaya nazaran daha geniş bölgeli bir tahmin çalışması yapılmıştır. Türkiye Cumhuriyeti 783.562 km<sup>2</sup>’lik bir alanda yayılmış oldukça büyük bir yüz ölçümüne sahip, aynı anda birçok mevsimsel etkinin farklı bölgelerde beraberce yaşandığı büyük bir ülke konumundadır. Yüz ölçümünün büyüklüğü tahmin modelinin başarısını düşüren bir etkidir. Ayrıca yapılan literatür çalışmalarında görüldüğü üzere illerin nüfus yoğunluğu, ekonomik ve sanayi gelişkinliği elektrik tüketimi ile doğrudan bir ilişki içindedir.

Türkiye’de illere göre demografik dağılım büyük farklılıklar göstermektedir. 2018 yılı itibari ile Türkiye Cumhuriyeti nüfusu 80 milyon 810 bin kişidir. Bu nüfusun çok büyük bir bölümü gelişmiş birkaç şehirde toplanmıştır. Türkiye İstatistik Kurumu 1 Şubat 2018 tarihli verileri itibari ile en kalabalık il İstanbul’da 15 milyon 29 bin kişi yaşarken, en az nüfusa sahip olan ilimiz 80 bin 417 kişi ile Bayburt’tur. Tüm Nüfusun yaklaşık 2/5 i beş büyük şehirde toplanmıştır.

Yukarıda bahsedilen sebeplerden dolayı çalışmaya olumlu bir yön vermesi açısından 6 ilden toplanan hava sıcaklık verileri o şehirlerin ekonomik gelişmişlik seviyeleri göz önüne alınarak ağırlıklandırılmış ve elde edilen ağırlık ortalama değer giriş parametresi olarak tahmin modelinde kullanılmıştır.

Hava sıcaklık değerleri saatlik bazda temin edildikten sonra Türkiye Cumhuriyeti Bilim Sanayi ve Teknoloji Bakanlığı yıllık olağan Türkiye'nin 81 ili için Sanayi Durum Raporu (2013) verileri ışığında çarpan katsayıları tanımlanmıştır. Tahmin modelinde kullanılan illere ait katsayılar Tablo 5.2'de verilmektedir.

**Tablo 5.2.** Hava sıcaklığı değerleri için çarpan katsayıları

Samsun	İzmir	Ankara	Adana	Kırıkkale	İstanbul
2%	10%	15%	4%	2%	67%

Hava sıcaklığı verisinin oluşturulması sonuç olarak iki aşamalı bir süreçtir. Birinci aşamada hava sıcaklık verileri toplanan 6 il için Tablo 5.2' de verilen katsayılar kullanılarak ağırlıklı bir ortalama değer elde edilir. İkinci aşamada ise elde edilen ağırlıklı ortalama değerler kullanılarak, haftalık tahmin yapılması planlanan saat için trend sıcaklık değeri belirlenir.

6 istasyondan toplanan hava sıcaklık verileri ve bu verilerden elde edilen ağırlıklı ortalama değerlerin örnek gösterimi Tablo 5.3'de görülmektedir.

**Tablo 5.3.** 1 Aralık 2012 tarihi itibari ile hava sıcaklık verileri

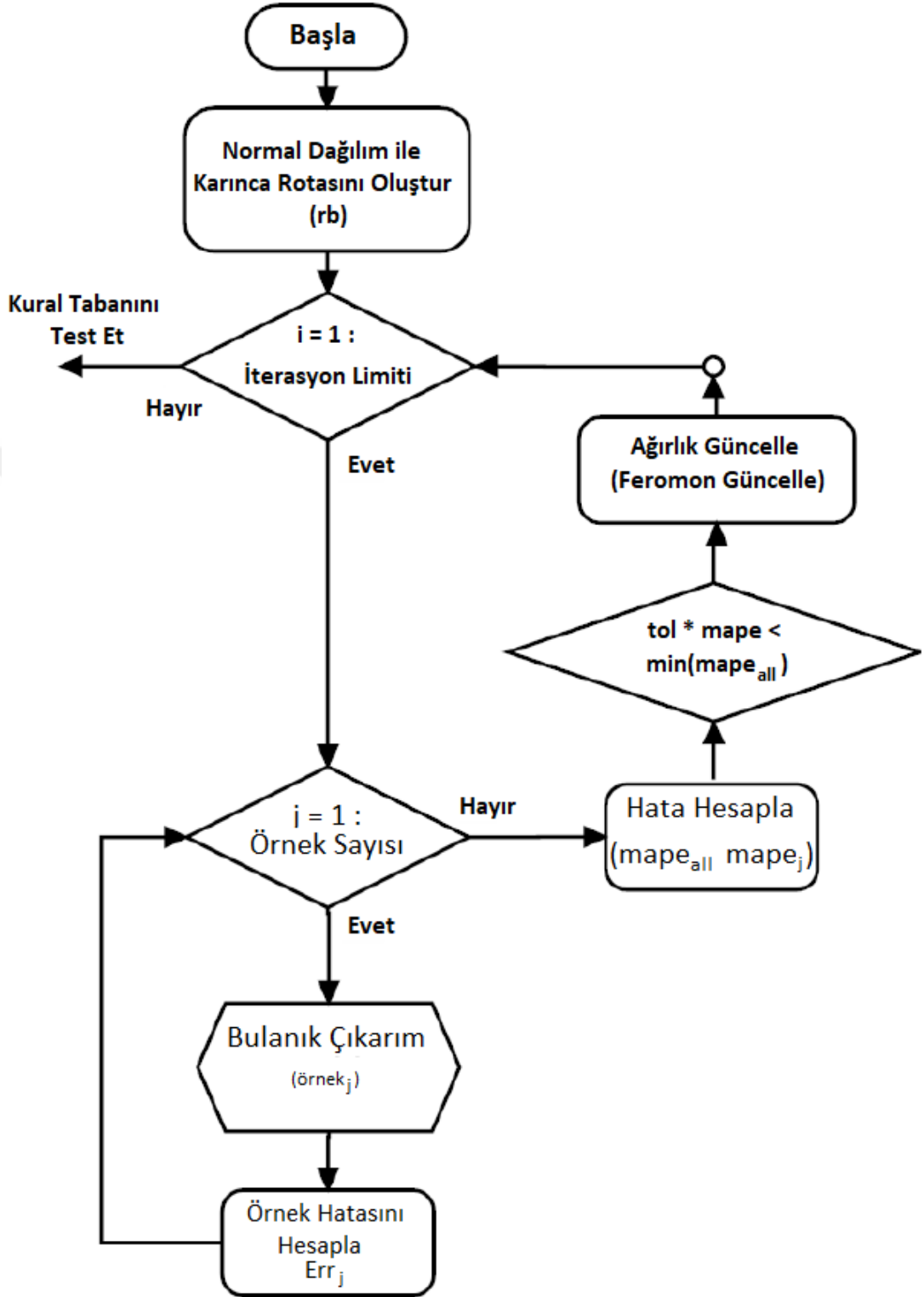
Saat	Samsun	Ankara	Kırıkkale	İzmir	Adana	İstanbul	Ağırlıklı Ort.
00-01	5.8	-2.8	-3.7	4.3	5.3	4.7	3.41
01-02	5.9	-3.4	-4.1	4.1	4.5	4.4	3.06
02-03	5.9	-3.7	-4.9	3.3	5.3	4.1	2.75
03-04	5.9	-4.6	-5.6	3.8	4.9	3.6	2.30
04-05	5.0	-5.2	-6.0	3.0	4.2	3.4	1.95
05-06	5.0	-5.9	-6.6	3.1	4.3	2.8	1.44
06-07	4.7	-6.0	-7.1	3.2	5.0	2.5	1.25
07-08	5.2	-3.2	-6.0	5.0	6.8	2.7	2.09
08-09	7.7	0.4	-3.2	8.0	9.3	4.6	4.40
09-10	10.6	2.3	0.0	9.3	14.0	7.5	7.07
10-11	11.1	5.7	2.6	10.6	16.8	10.0	9.56
11-12	11.4	8.0	4.9	11.4	17.7	10.5	10.41
12-13	11.4	9.1	6.9	11.8	18.5	9.7	10.15
13-14	11.2	9.9	8.2	12.7	18.3	9.8	10.44
14-15	10.5	8.9	8.7	13.1	17.9	9.6	10.18
15-16	8.5	7.3	7.4	12.6	16.3	9.0	9.36
16-17	6.7	4.9	5.3	9.4	14.5	8.4	8.12
17-18	6.0	3.9	4.8	7.5	10.6	8.1	7.40
18-19	5.7	2.4	3.6	6.9	8.7	7.8	6.81
19-20	5.6	1.0	2.4	7.4	7.2	7.2	6.16
20-21	4.6	0.6	-0.6	6.5	6.0	6.6	5.48
21-22	4.5	-0.3	-1.0	5.5	6.7	6.1	4.93
22-23	4.5	-1.4	-1.2	4.5	5.7	5.4	4.15
23-00	4.7	-2.2	-2.6	4.0	6.0	5.1	3.77

## 5.5. KKA-Bulanık Y¼k Tahmin Modeli

Tez alıřmasında saatlik bazda elektriksel y¼k tahmini yapmak amacıyla bulanık mantık tabanlı bir tahmin modeli oluřturulmuřtur. Tahmin modelinin ¼nceki b¼l¼mlerde bahsedildiđi gibi kural tabanı tanımlanırken uzman g¼r¼ř¼nden kaynaklanan bazı eksiklikler ve hatalar oluřmaktadır.

Bu noktada uzman g¼r¼ř¼nden kaynaklı eksiklik ve hataların en aza indirgenmesi iin dođadan esinlenen zeki optimizasyon y¼ntemleri kullanılmıřtır. KK optimizasyon y¼ntemi kullanılarak geliřtirilen tahmin modeline ait blok diyagramı Őekil 5.11’de g¼r¼lmektedir.





Şekil 5.11. KKA optimizasyon modeli blok diyagramı

Önerilen tahmin modeli için dört adet giriş değişkeni ve bir adet çıkış değişkeni tanımlanmıştır. Her bir giriş değişkeni yukarıda bahsedilen şekilde beş üyelik fonksiyonu kullanılarak bulanıklaştırılmıştır. Tüm üyelik fonksiyonlarının tüm farklı olasılıklarını kapsayacak şekilde  $5^4 = 625$  adet kural tanımı yapılması gerekmektedir. Optimizasyon işleminin başlangıç aşamasında tüm kurallar rastgele şekilde tanımlanır. Önerilen yöntem için örnek olarak verilen kural tabanı yapısı Tablo 5.4'de görülmektedir.

**Tablo 5.4.** Rastgele tanımlanan karınca kolonisi kural tabanı örneği

	ÇD	D	N	Y	ÇY
<b>Kural 1</b>	0	1	0	0	0
<b>Kural 2</b>	0	0	1	0	0
<b>Kural 3</b>	1	0	0	0	0
<b>Kural 4</b>	0	0	0	1	0
<b>Kural 5</b>	0	0	1	0	0
<b>Kural 6</b>	0	0	0	0	1
<b>Kural 7</b>	1	0	0	0	0
<b>Kural 8</b>	0	0	1	0	0
<b>Kural 9</b>	0	1	0	0	0
	-	-	-	-	-
<b>Kural 625</b>	0	1	0	0	0

Önerilen yöntemde, her bir kural beş bitlik bir sayı olarak tanımlanırken toplam kural seti  $5 \times 625$  bir matris ile ifade edilmektedir. KKA optimizasyon yöntemi için tasarlanan kural tabanı yapısı, genetik algoritma kullanılarak oluşturulan modeldeki kural tabanı yapısına benzemekle beraber, bu yöntemde matrisin her bir satırı için sütunlardan sadece birisi mantıksal bir konumda olabilmektedir.

Başlangıç aşamasında rastgele her satır için rastgele verilen mantıksal bir konumu ile her iterasyonda ajan karıncaların kural tabanı içinde zamanla iterasyon ilerledikçe en iyiye evrilmesi beklenen bir rota oluşturulmaktadır. Bulanık tahmin modeli için çıkışta elde edilecek tahmini yük miktarı hesaplanırken, bulanık çıkarım işleminde kullanılacak kurallar yukarıda Şekil 5.11'de verilmiş ve optimizasyon algoritması ile

bu kuralların hata oranını en aza indirecek şekilde düzeltilmesi işlemi gerçekleştirilmiştir.

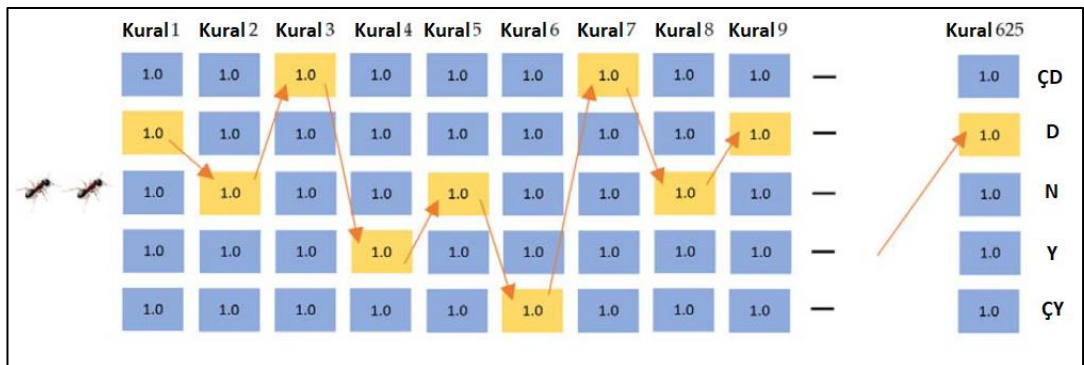
Sistemin başarısı hesaplanırken her iterasyonda MAPE yöntemi kullanılmaktadır. Bu yöntemle ait hata hesabı için kullanılan formül Denklem 5.4’te verilmektedir.

$$\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left( \left| \frac{AL_t - FL_t}{AL_t} \right| * 100 \right) \quad (5.4)$$

N tahmin yapılacak modelin eğitiminde kullanılan veri sayısını temsil ederken, t örneklem giriş verisini,  $AL_t$  t’inci giriş verisi için sistemde kayıtlı gerçek çıkış bilgisini ve  $FL_t$  t’inci giriş verisi için tahmin sonucunu ifade etmektedir.

Karınca kolonisi optimizasyon modelinde yukarıda da örneği verilen bir adet kural tabanı matrisi ve bir adet ağırlık matrisi bulunmaktadır. Optimizasyon aşamasında iterasyon başlamadan önce ilk olarak ağırlık matrisi her bir kuralın her bir versiyonu için aynı ağırlık değerleri ile tanımlanır.

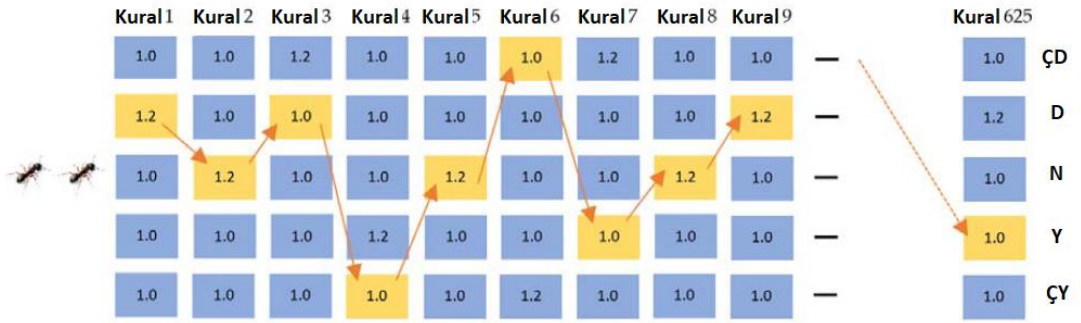
Sonrasında, uniform dağılımla rastgele şekilde ilk kural tabanı oluşturulur ve bulanık tahmin modeline uygulanır. Giriş veri seti için hata oranı ve rastgele üretilen kural tabanı için uygunluk değeri hesaplanır ve en iyi değer olarak kaydedilir. Başlangıç aşaması için gerçekleştirilen rastgele kural tabanı tanımlama işlemi şekil 5.12’de görülmektedir.



**Şekil 5.12.** Başlangıç aşaması için rastgele karınca rotası tanımlama işlemi

İterasyon başladığında, yukarıda bahsedilen işlem iterasyonun i'inci adımı için tekrarlanır. Üretilen yeni kural tabanı bulanık modele uygulanarak yeni kural tabanı için uygunluk değeri hesaplanır. Yeni uygunluk değeri, kaydedilen en iyi uygunluk değeri ile karşılaştırılır. Eğer üretilen yeni rotanın uygunluk değeri önceden belirlenen tolerans değeri ile kaydedilen en iyi rotaya ait uygunluk değerinin çarpımından daha düşük bir değer ise mevcut rotaya ait ağırlıklar ağırlık matrisinde azaltılır, bir sonraki turda yeni rota hesaplanırken aynı rotanın tekrar gelme olasılığı düşürülür. Bu işlem feromon güncelleme işlemi olarak gerçekleştirilir.

Eğer mevcut uygunluk değeri beklenen tolerans aralığında ise mevcut rotaya ait alanlar ağırlık matrisinde önceden belirlenen bir katsayı kullanılarak ödüllendirilir ve bir sonraki turda bu rotaya ait unsurların ön plana çıkması ve seçilme olasılığının artması hedeflenmektedir. Feromon güncelleme işlemi, ağırlıkların yeniden değerlendirilmesi ve yeni rotanın oluşturulmasına ilişkin model Şekil 5.13'de görülmektedir.

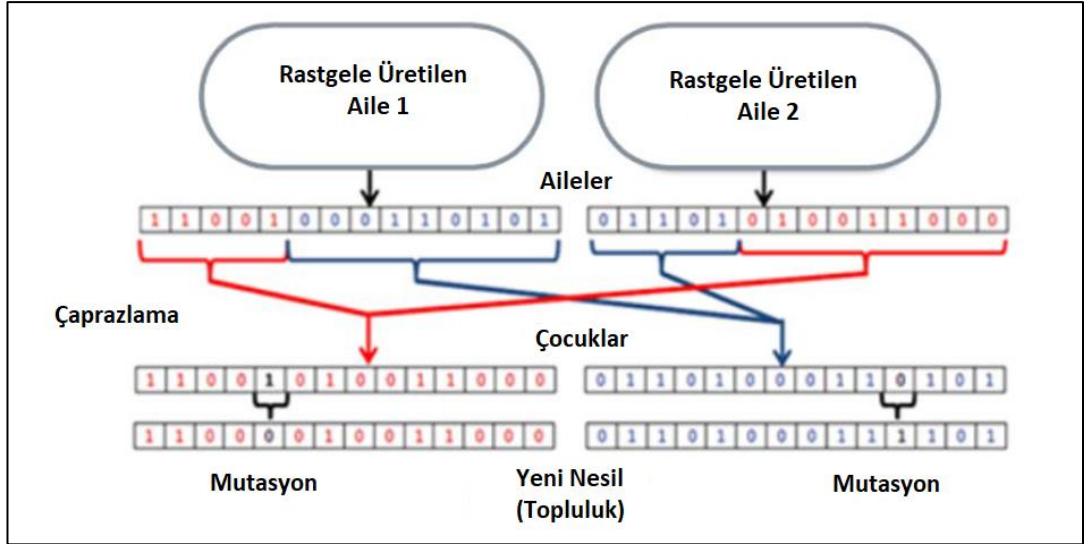


Şekil 5.13. Ağırlıkların güncellenmesi ve yeni karınca rotasının oluşturulması

## 5.6. Genetik-Bulanık Yük Tahmin Modeli

Genetik algoritma yaklaşımı türlerin evrilmesi yani evrim sürecini model olarak almakta ve mühendislik problemlerine çözüm geliştirmek için kullanılan, doğadan esinlenen bir optimizasyon algoritmasıdır. Seçim, çaprazlama, mutasyon ve rejenerasyon olarak ifade edilebilecek dört temel operatörü kullanmaktadır. Şekil 5.14'de genetik yaklaşım içerisinde tanımlı dört temel operatör ve GA yaklaşımının çalışması görülmektedir.





**Şekil 5.14.** Genetik algoritma temel çalışma prensibi [62]

Genetik yaklaşımda başlangıç aşamasında çözüm uzayını temsil edecek problemin çözümüne ait parametrelere sahip genelde ikilik tabanda (1 ve 0'lardan oluşan) rastgele bireyler oluşturulur. Bu bireyler amaç fonksiyonuna uygulanır ve her bir birey için uygunluk değeri hesaplanır. Hesaplanan uygunluk değerlerine göre görece daha iyi özelliklere sahip bireyler ebeveyn olarak atanır ve bu bireylerin özellikleri kullanılarak çaprazlama operatörü ile yeni bireyler tanımlanır. Yeni bireylerin türe özgü özellikler taşıması yanında yeni özellikleri de barındırması istenir ve bu çeşitlilik mutasyon operatörü kullanılarak bireylere kazandırılır. Sonra bireye ait özellikler toplanır ve rejenerasyon ile yeni bir nesil elde edilip tekrara dayalı iteratif süreç herhangi bir birey istenen en uygun çözüme ulaşıncaya kadar ya da üretilen çözümlerin gelişmesi duruncaya kadar devam eder.

Her optimizasyon algoritması ya da yaklaşımı için iyi yönetilmesi gereken üç temel nokta bulunmaktadır. Bunlar başlangıç noktası (initial position), genel arama (global search- exploraiton) ve yerel arama (local search – exploitation) kavramalarıdır. Genetik algoritma yaklaşımında başlangıç pozisyonu genelde rastgele şekilde tanımlanır. Başlangıçta uygunluk değeri hesaplanacak bireylerin genetik özellikleri rastgele şekilde tanımlanır.

Genetik algoritma gibi doğadan esinlenen yöntemlerin temelde ortaya çıkış sebebi bir noktada problemin matematiksel olarak net şekilde modellenememesi ya da

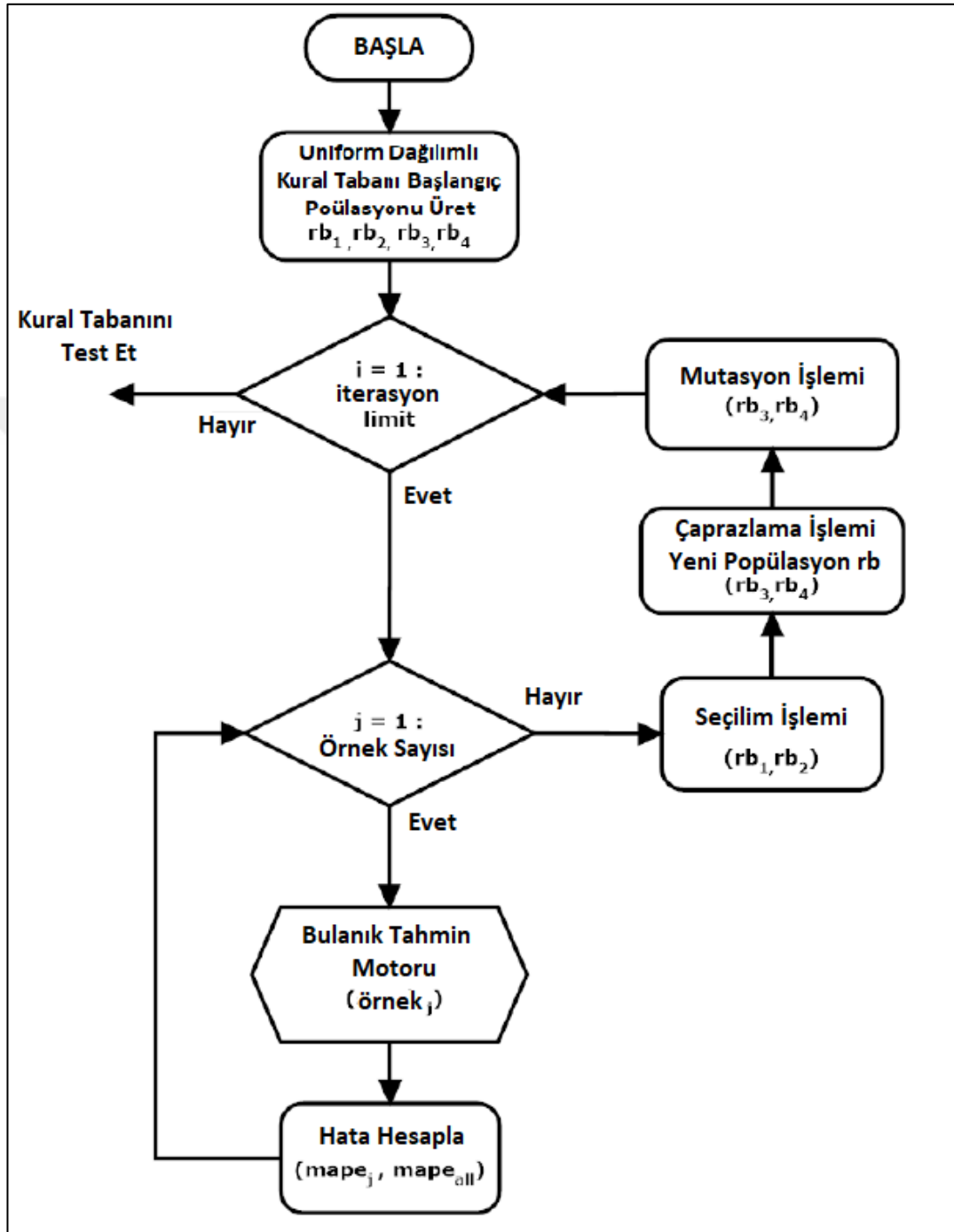
modellense bile çözüm üretmek için uygulanacak sürecin çok uzun zaman ve kaynak gerektirmesidir. Burada kastedilen problemin çözümünde “*brutal force*” yani zorlama ile tüm olasılıkların sırayla denenmesi durumudur. Matematiksel modeli tanımlanmış bir problem için bu yöntemle çözüm üretilmesi mümkün olabilmektedir fakat hem sonuca ulaşmak için geçecek süre çok uzun hem de çoğu zaman çok fazla teknik kaynak kullanımı söz konusu olacaktır.

Genel arama kavramı tüm çözüm uzayı içerisinde arama yapılacak alanı ifade etmektedir. Genetik yaklaşımda genel arama alanının belirlenmesi ve sınırlarının çizilmesi noktasında çaprazlama operatörü kullanılmaktadır. Çaprazlama operatörü ile uygunluk değeri görece daha iyi bireylerin özellikleri yeni bireylere aktararak en iyi çözüme gidecek süreç için çözüm uzayının sınırları daraltılır.

Çaprazlama operatörü her zaman en iyiye giden süreci sunmayabilir. Bu durumda bireylerin gelişim sürecini sabit bir noktaya taşımak optimizasyon algoritması için istenmeyen bir durum olan yerel minimuma takılma durumuna dönüşebilir. Yerel arama noktasının kaydırılması ve türe özgü öngörülemeyen özelliklerin geliştirilmesi işi mutasyon operatörü ile gerçekleştirilmektedir. Mutasyon fiziksel doğada olduğu gibi programlama açısından da optimizasyon algoritmasının akışında bozulmalara sebep olabilmektedir. Programcı burada mutasyon oranı çok iyi belirlemek durumundadır. Mutasyon işlemi tamamen rastlantısal gerçekleştiği için mevcut çözüm uzayını yerel optimalden genel optimal noktanın yakınlarına taşıyabileceği gibi genel noktaya yakın iken çözüm uzayının istenmeyen bir noktasına da taşıyabilmektedir.

Tez çalışmasında, bulanık mantık temelli yük tahmin modelinin kural tabanı optimizasyonu için KKA'ya benzer şekilde genetik algoritma optimizasyon yöntemi uygulanmıştır. Önerilen bulanık tahmin modeli yukarıda da bahsedildiği üzere için  $5^4 = 625$  adet tüm olası durumları kapsayacak şekilde kural tanımlanması gerekmektedir. Tez çalışmasına konu olan genetik algoritma yaklaşımı ile tüm durumları kapsayacak 625 kuralın en optimum hale dönüştürülmesine çalışılmıştır. Önerilen modele ait sonuçlar diğer modellerle karşılaştırılmış ve önerilen yaklaşımın avantaj ve dezavantajları deney sonuçları bölümünde açıklanmaya çalışılmıştır.

Genetik algoritma optimizasyon yöntemi kullanılarak geliştirilen tahmin modeline ait blok diyagram Şekil 5.15’de görülmektedir.



Şekil 5.15. GA tabanlı yük tahmin modeli blok diyagramı

Önerilen genetik algoritma yaklaşımında başlangıç aşamasında tüm kuralları kapsayacak rastgele başlangıç kural tabanları tanımlanmaktadır. Bu kural tabanlarının yapısı karınca kolonisi yöntemindeki kural tabanlarına benzemekle beraber, önerilen yaklaşımda 5 sütun ve 625 satırdan oluşan ikilik sayı tabanında tanımlanan kural tabanı matrisi oluşturulmuştur. Her bir satır bulanıklaştırılmış, çıkış kümesinin üyelik fonksiyonlarından birini temsil edecek şekilde 1-0 şeklinde ifade edilmekle birlikte karınca kolonisi yaklaşımından farklı olarak bir satır içerisinde tüm bitler 1 konumunda olabilmektedir. Önerilen yaklaşıma ait rastgele tanımlanmış örnek kural tabanı Tablo 5.5’de görülmektedir.

**Tablo 5.5.** Genetik algoritma yaklaşımı için örnek kural tabanı matrisi

	Gen1	Gen2	Gen3	Gen4	Gen5	Durum
<b>Kural 1</b>	0	1	0	0	0	L
<b>Kural 2</b>	0	0	1	0	0	N
<b>Kural 3</b>	1	0	0	0	0	VL
<b>Kural 4</b>	0	1	1	1	1	H
<b>Kural 5</b>	0	0	1	0	1	L
<b>Kural 6</b>	1	1	1	0	1	H
<b>Kural 7</b>	1	0	0	0	0	VL
<b>Kural 8</b>	1	1	1	1	1	VH
<b>Kural 9</b>	0	1	1	1	0	N
	-	-	-	-	-	
<b>Kural 625</b>	0	1	1	0	1	N

Önerilen yöntem için optimizasyon aşamasında optimizasyon sürecinin sonlanması iki temel şarta bağlanmıştır. Optimizasyon süreci yani optimum kural tabanını arama süreci, elde edilen kural tabanı hata oranı %1’in altına inmedikçe ya da önceden belirlenen iterasyon sayısı aşıncaya kadar devam etmektedir.

Şekil 5.15’de verilen akış diyagramı uyarınca ilk aşamada optimizasyon modeli için gerekli parametreler uzmanın deneyimi ışığında belirlenmektedir. Bu parametreler;

her bir jenerasyona ait birey sayısı yani popülasyon limiti, mutasyon oranı, iterasyon sayısı, çaprazlama noktası gibi parametrelerdir.

Önerilen yöntemde başlangıç aşamasında 4 adet rastgele uniform dağılımla kural tabanı oluşturulmuştur. Her bir kural tabanı mevcut veri seti ile beraber diğer yöntemdeki gibi bulanık tahmin modeline uygulanır ve her bir genetik kural tabanı için uygunluk değeri hesaplanır. Uygunluk değerleri göz önüne alınarak mevcut 4'lü kural tabanı içerisinde ikisi rulet tekerleği seçim yöntemi kullanılarak seçilir. Bu iki görece diğerlerine göre başarılı ebeveyn kural tabanı, önceden belirlenen tekli çaprazlama noktası üzerinden çaprazlanarak yeni iki çocuk birey oluşturulur. Son aşamada her bir çocuk bireyin her bir genine rastgele şekilde önceden belirlenen bir oranda mutasyon işlemi uygulanır. Bu mutasyon işlemi sonrasında yeni kural tabanı içerisinde anormali kontrolü yapılır.

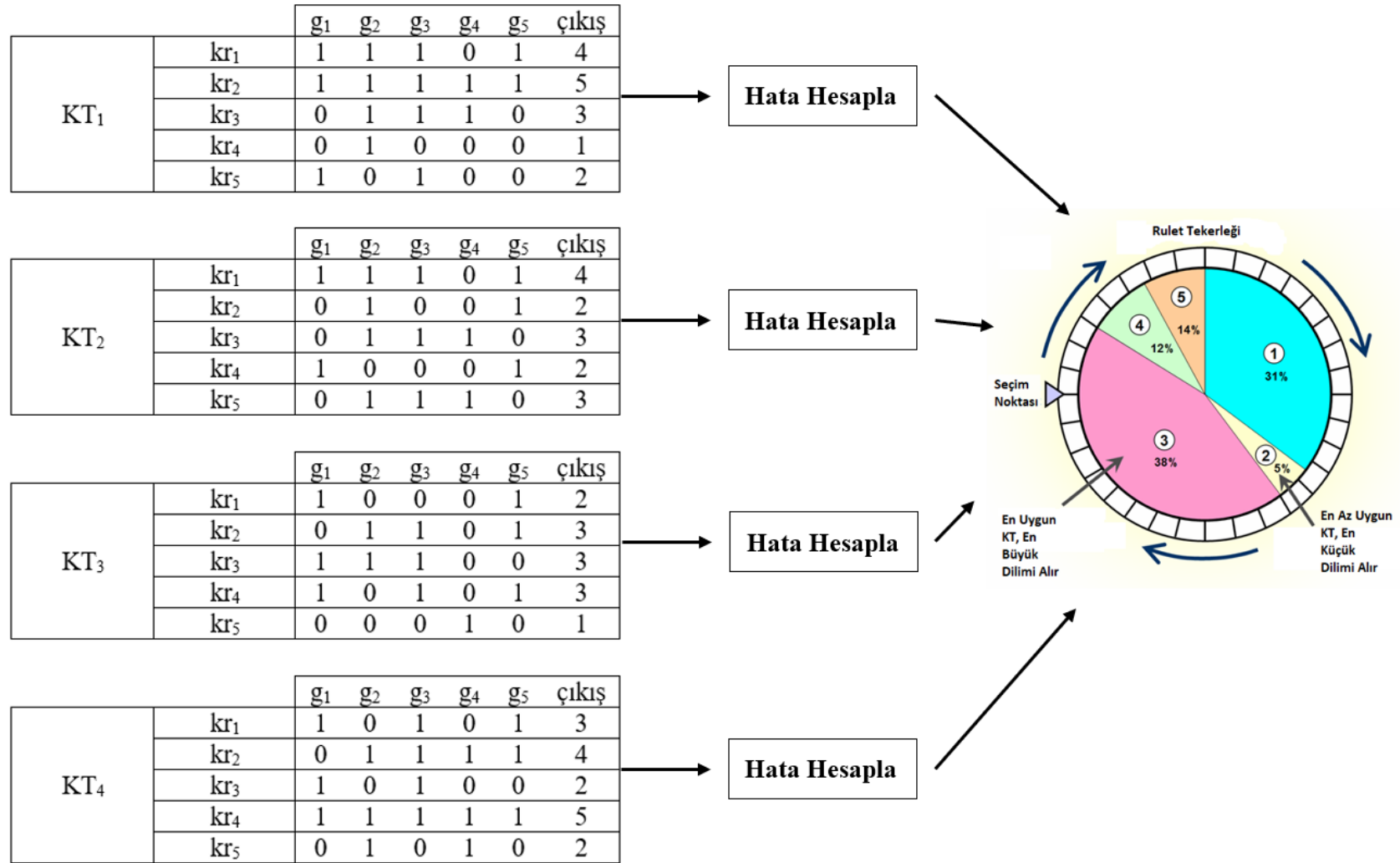
Anormali kontrolü işlemi her bir kural tabanının her bir kuralı için gerçekleştirilen bir süreçtir. Bu operasyonun amacı mutasyonlar sonrası bozulan kuralların tespit edilmesidir. Bu işlem sırasında her bir kural gen bazında incelenir, tüm genleri 0 pozisyonunda olan dolayısıyla çıkış kümesinde hiçbir üyelik fonksiyonunu işaret etmeyen boşta kalan kurallar tespit edilir ve bu kurallar ÇY üyelik fonksiyonuna işaret edilir. Bu işlem sonunda tüm olası 625 durumu kapsayacak kural tabanları oluşturulmuş olur. Yukarıda anlatılan optimizasyon sürecine ait yapı ve süreç aşağıda Şekil 5.16'de, Şekil 5.17'de ve Şekil 5.18'de görülmektedir.

					L <sub>DC</sub>																								
					ÇD					D					N					Y					ÇY				
					L <sub>CAL</sub>					L <sub>CAL</sub>					L <sub>CAL</sub>					L <sub>CAL</sub>					L <sub>CAL</sub>				
					ÇD	D	N	Y	ÇY	ÇD	D	N	Y	ÇY	ÇD	D	N	Y	ÇY	ÇD	D	N	Y	ÇY	ÇD	D	N	Y	ÇY
L <sub>MVC</sub>	ÇD	T <sub>EFF</sub>	ÇD	1	6	11	16	21	126					251					376					501					
			D	2	7	12	17	22																					
			N	3	8	13	18	23																					
			Y	4	9	14	19	24																					
			ÇY	5	10	15	20	25					150				275					400						525	
	D	T <sub>EFF</sub>	ÇD	26					151					276					401					526					
			D																										
			N																										
			Y																										
			ÇY					50			175				300					425							550		
	N	T <sub>EFF</sub>	ÇD	51					176					301					426					551					
			D																										
			N																										
			Y																										
			ÇY					75			200				325					450							575		
	Y	T <sub>EFF</sub>	ÇD	76					201					326					451					576					
			D																										
			N																										
			Y																										
			ÇY					100			225				350					475							600		
ÇY	T <sub>EFF</sub>	ÇD	101					226					351					476				601	606	611	616	621			
		D																				602	607	612	617	622			
		N																				603	608	613	618	623			
		Y																				604	609	614	619	624			
		ÇY					125			250				375					500			605	610	615	620	625			

Şekil 5.16. Genetik kural tabanı toplu temsili gösterim

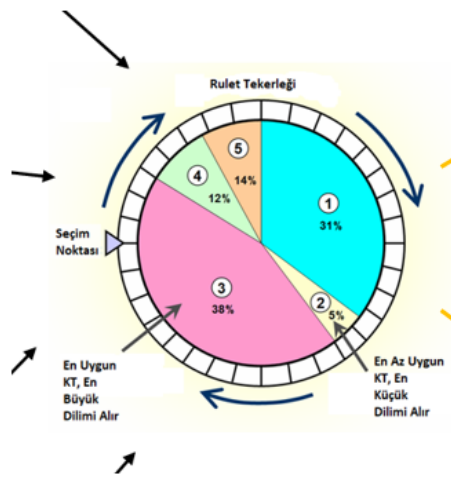
				L <sub>DC</sub>																								
				ÇD					D					N					Y					ÇY				
				L <sub>CAL</sub>					L <sub>CAL</sub>					L <sub>CAL</sub>					L <sub>CAL</sub>					L <sub>CAL</sub>				
				ÇD	D	N	Y	ÇY	ÇD	D	N	Y	ÇY	ÇD	D	N	Y	ÇY	ÇD	D	N	Y	ÇY	ÇD	D	N	Y	ÇY
L <sub>WOC</sub>	ÇD	T <sub>EFF</sub>	ÇD	4	3	4	3	1	5	4	4	2	4	3	2	5	4	4	2	1	1	4	5	4	3	5	2	4
			D	5	3	5	5	2	2	3	1	2	1	3	5	1	5	1	3	5	1	5	3	1	2	4	2	2
			N	3	3	2	2	1	1	2	4	3	2	5	4	1	3	4	2	2	5	2	2	5	3	2	3	1
			Y	1	2	2	4	4	1	3	5	4	3	3	1	1	5	3	3	1	3	3	1	3	1	3	3	4
			ÇY	2	4	4	4	3	3	3	5	2	4	2	4	3	4	1	3	5	2	4	3	3	1	3	3	5
	D	T <sub>EFF</sub>	ÇD	5	1	1	3	4	5	4	2	2	5	4	2	1	1	2	1	1	4	2	4	5	5	1	5	2
			D	5	5	1	4	4	1	3	1	1	1	4	3	1	1	2	5	4	2	2	3	5	1	2	2	5
			N	5	2	4	4	3	2	4	2	1	2	1	5	2	3	4	1	1	5	1	2	5	1	1	3	4
			Y	2	2	3	5	4	2	3	3	5	4	4	1	5	2	5	1	5	3	3	5	2	4	5	2	4
			ÇY	2	4	4	5	3	2	5	3	5	1	4	3	1	1	1	4	4	2	1	2	5	5	2	5	5
	N	T <sub>EFF</sub>	ÇD	2	2	1	3	1	3	5	1	5	4	4	3	2	1	2	2	2	4	2	1	4	5	2	3	5
			D	3	4	1	4	5	3	5	1	4	4	3	4	5	1	2	5	5	1	5	3	4	3	4	2	2
			N	2	3	4	5	5	5	3	1	3	3	1	5	4	4	5	1	2	1	4	5	1	3	5	1	1
			Y	1	2	3	3	2	2	2	4	2	3	5	4	5	4	3	3	3	1	1	5	1	1	3	2	2
			ÇY	1	3	4	4	1	2	2	4	5	4	2	1	3	4	5	2	5	3	2	1	2	2	5	4	3
	Y	T <sub>EFF</sub>	ÇD	4	3	1	2	5	1	5	2	2	3	3	1	4	5	1	2	4	1	3	4	2	4	1	2	5
			D	2	2	1	4	3	1	2	5	5	5	5	4	1	3	4	3	4	4	4	2	1	2	3	2	2
			N	2	5	3	3	4	5	5	2	3	1	1	2	5	4	1	5	3	4	5	5	3	1	3	1	4
			Y	2	4	5	1	3	4	3	2	1	5	4	5	3	5	4	4	4	4	1	2	3	5	4	2	2
			ÇY	5	5	3	2	1	5	2	1	1	3	5	5	4	3	2	1	2	5	2	2	3	5	1	5	5
ÇY	T <sub>EFF</sub>	ÇD	2	2	1	3	4	1	5	3	4	5	3	5	5	2	3	4	3	1	2	1	5	4	2	5	2	
		D	5	4	1	1	5	5	1	4	3	1	5	1	5	1	4	3	4	2	4	2	2	4	5	3	2	
		N	5	4	5	5	4	1	4	1	3	1	3	1	4	1	3	4	1	5	5	2	5	2	5	1	5	
		Y	2	2	5	3	5	5	1	1	1	3	4	3	5	2	1	4	2	3	4	3	5	1	4	2	2	
		ÇY	2	1	1	3	4	3	2	5	4	4	5	3	1	2	2	4	1	3	2	2	3	5	5	1	2	

Şekil 5.17. Rastgele değer atanmış kural tabanı toplu gösterim



Şekil 5.18. (a) Genetik algoritma optimizasyonu süreci (Elitizm)





rb <sub>1</sub>		g <sub>1</sub>	g <sub>2</sub>	g <sub>3</sub>	g <sub>4</sub>	g <sub>5</sub>
kr 1	1	1	1	0	1	
kr 2	1	1	1	1	1	
kr 3	0	1	1	1	0	
kr 4	0	1	0	0	0	
kr 5	1	0	1	0	0	
kr 6	1	0	1	0	1	
kr 7	0	1	1	0	1	
kr 8	0	1	1	1	0	
kr 9	1	0	0	1	0	

rb <sub>2</sub>		g <sub>1</sub>	g <sub>2</sub>	g <sub>3</sub>	g <sub>4</sub>	g <sub>5</sub>
kr 1	1	1	1	0	1	
kr 2	1	1	1	1	1	
kr 3	1	1	1	1	0	
kr 4	0	1	0	0	0	
kr 5	1	0	1	0	0	
kr 6	1	0	1	0	1	
kr 7	0	1	0	0	1	
kr 8	0	1	1	1	0	
kr 9	1	0	0	1	0	

rb <sub>3</sub>		g <sub>1</sub>	g <sub>2</sub>	g <sub>3</sub>	g <sub>4</sub>	g <sub>5</sub>
kr 617	1	0	0	1	1	
kr 618	0	0	1	0	0	
kr 619	0	0	0	1	1	
kr 620	0	0	0	0	1	
kr 621	1	1	0	0	0	
kr 622	0	0	1	0	1	
kr 623	1	1	1	1	1	
kr 624	0	1	1	0	0	
kr 625	1	0	0	0	1	

rb <sub>4</sub>		g <sub>1</sub>	g <sub>2</sub>	g <sub>3</sub>	g <sub>4</sub>	g <sub>5</sub>
kr 617	1	1	0	0	1	
kr 618	0	0	0	0	0	
kr 619	0	1	0	1	1	
kr 620	0	0	1	0	1	
kr 621	1	0	0	1	0	
kr 622	1	0	1	0	1	
kr 623	1	1	1	1	1	
kr 624	0	1	1	0	0	
kr 625	1	0	0	0	1	

rb <sub>3</sub>		g <sub>1</sub>	g <sub>2</sub>	g <sub>3</sub>	g <sub>4</sub>	g <sub>5</sub>
kr 1	1	0	1	0	1	
kr 2	0	1	1	1	1	
kr 3	1	0	1	0	0	
kr 4	1	1	1	1	1	
kr 5	0	1	0	1	0	
kr 6	1	0	1	0	1	
kr 7	0	0	0	0	1	
kr 8	0	1	0	1	0	
kr 9	1	0	0	0	0	

rb <sub>4</sub>		g <sub>1</sub>	g <sub>2</sub>	g <sub>3</sub>	g <sub>4</sub>	g <sub>5</sub>
kr 1	1	0	1	0	1	
kr 2	0	1	1	1	1	
kr 3	1	0	1	0	0	
kr 4	1	0	1	1	1	
kr 5	0	1	0	1	0	
kr 6	1	0	1	0	1	
kr 7	0	0	0	0	1	
kr 8	0	1	0	1	0	
kr 9	1	0	0	0	0	

rb <sub>3</sub>		g <sub>1</sub>	g <sub>2</sub>	g <sub>3</sub>	g <sub>4</sub>	g <sub>5</sub>
kr 617	1	1	0	0	1	
kr 618	0	0	1	0	0	
kr 619	0	1	0	1	1	
kr 620	0	0	1	0	1	
kr 621	1	1	0	1	0	
kr 622	1	0	1	0	1	
kr 623	1	1	1	1	1	
kr 624	0	1	1	0	0	
kr 625	1	0	0	0	1	

rb <sub>4</sub>		g <sub>1</sub>	g <sub>2</sub>	g <sub>3</sub>	g <sub>4</sub>	g <sub>5</sub>
kr 617	1	0	0	1	1	
kr 618	0	0	1	0	0	
kr 619	0	1	0	1	1	
kr 620	0	1	0	0	1	
kr 621	1	1	0	0	0	
kr 622	0	0	1	0	1	
kr 623	1	1	1	1	1	
kr 624	0	1	0	0	0	
kr 625	1	0	0	0	1	

(b) Çaprazlama ve Mutasyon işlemleri

## 6. BULGULAR

Bu bölümde önerilen modellere ait eğitim ve test aşamalarında elde edilen sonuçlar verilmektedir. Önerilen yük tahmin modelleri ile elde edilen sonuçlar istatistik tabanlı bir tahmin metodu olan doğrusal regresyon analizi yöntemi ile elde edilen sonuçlar ile karşılaştırılmıştır.

Önerilen optimizasyon yöntemlerinin kullanıldığı ve karşılaştırma için kullanılan yöntem için eğitim aşamasında 2012 yılına ait aylık ve saatlik bazda veri setleri kullanılırken, test aşaması 2013 ve 2014 yılına ait aynı zaman dilimlerini içeren veri setleri kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Eğitim ve test aşamalarında kullanılan veri setlerine örnek olarak Tablo 6.1’de 8 Şubat 2013 yılına ait veri seti görülmektedir.

Tablo 6.1’deki ilk sütun tüketim saat aralığını ifade etmektedir. İkinci sütun bir önceki gün yani 7 Ocak 2013 tarihinde gerçekleşmiş tüketim miktarını ifade etmektedir. Tabloda üçüncü sütunda görülen bilgiler önceki haftaya ait belirtilen saat (zaman aralığında) için ölçülmüş olan elektrik tüketim bilgisini ifade etmektedir. Tabloda dördüncü sütunda 1-7 Ocak 2013 tarihleri arasını kapsayan 7 günlük sürede ölçülmüş tüketim verileri kullanılarak EKK yöntemi kullanılarak hesaplanmış yük trend bilgisini ifade etmektedir. Tabloda beşinci sütunda ise 1-7 Ocak 2013 tarihleri arasını kapsayan 7 günlük sürede 6 ilden ölçülmüş hava sıcaklığı verisi kullanılarak EKK yöntemi ile hesaplanan hava sıcaklık bilgisini ifade etmektedir.

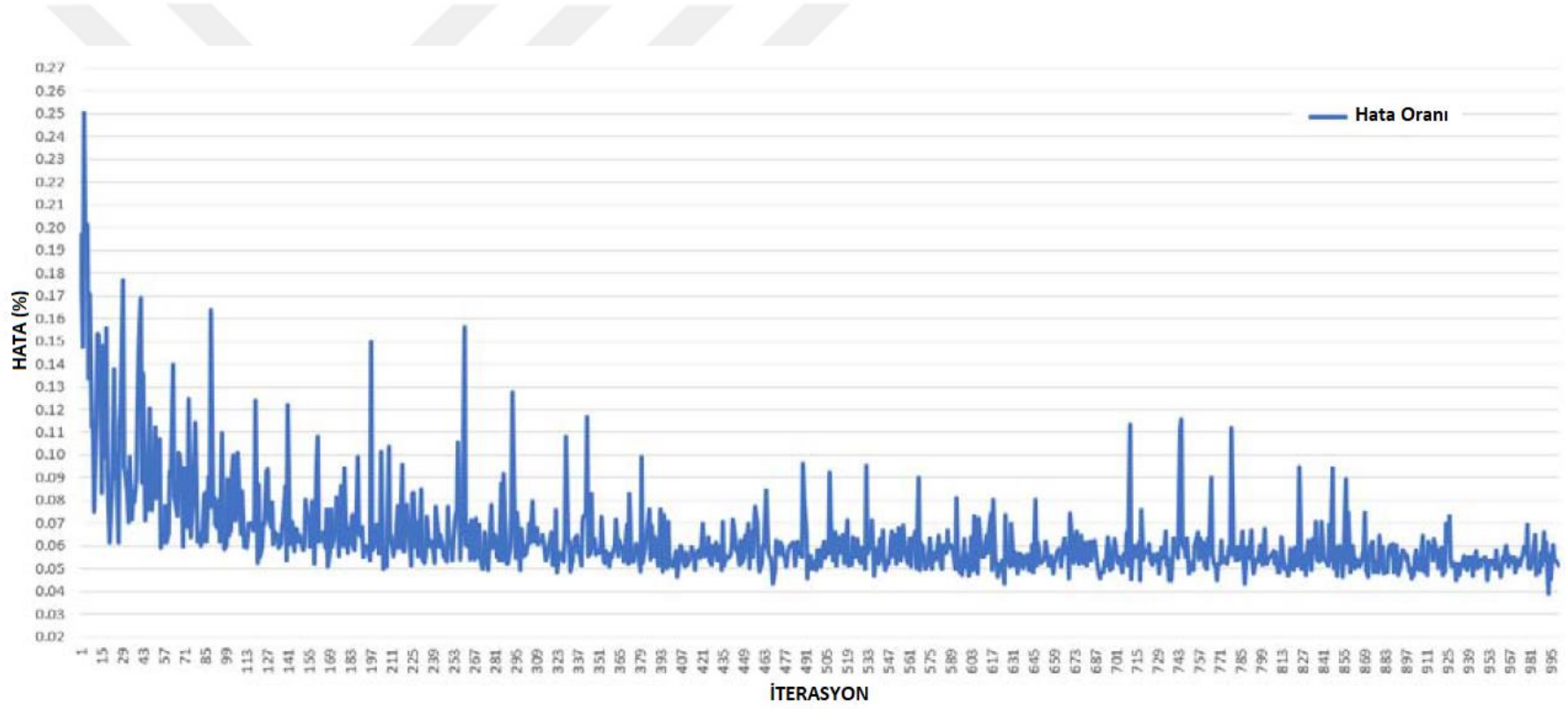
**Tablo 6.1.** 8 Şubat 2013'e ait test veri seti

Saat	Önceki Gün Tüketim (MWh)	Önceki Hafta Tüketim (MWh)	Tüketim Trendi (MWh)	Hava Sıcaklığı (°C)
00-01	28.700	28.459	28.872	2.72
01-02	26.856	26.740	27.065	2.31
02-03	25.823	25.451	26.146	1.99
03-04	25.273	24.769	25.555	1.96
04-05	25.072	24.546	25.423	1.70
05-06	25.465	24.706	25.969	1.54
06-07	26.038	24.804	26.678	1.30
07-08	26.865	25.141	28.009	1.88
08-09	31.587	28.708	33.508	3.91
09-10	34.511	31.389	36.684	5.74
10-11	35.395	32.464	37.483	7.69
11-12	35.637	32.955	37.427	9.22
12-13	32.974	32.184	34.902	9.78
13-14	33.726	32.256	35.447	10.68
14-15	33.727	31.980	35.717	10.13
15-16	33.229	31.221	35.163	9.35
16-17	33.304	31.215	35.376	8.43
17-18	34.505	32.192	36.547	7.20
18-19	34.255	32.131	35.874	6.12
19-20	32.965	31.130	34.265	5.45
20-21	32.057	30.292	33.400	4.68
21-22	31.486	29.739	32.603	4.00
22-23	31.698	30.205	32.790	3.69
23-00	30.494	28.959	31.645	3.43
<b>Maksimum</b>	<b>35.637</b>	<b>32.955</b>	<b>37.483</b>	<b>10.68</b>
<b>Minimum</b>	<b>25.072</b>	<b>24.546</b>	<b>25.423</b>	<b>1.30</b>
<b>Standart Sapma</b>	<b>361.576</b>	<b>298.789</b>	<b>425.341</b>	<b>3.13</b>

## 6.1. KKA-Bulanık Tahmin Modeli Sonuçları

Eđitim ařamasında elde edilen sonuçlar incelendiđinde, optimizasyon ařamasının bařlangıç ařamasından itibaren her iterasyonda algoritmasının alıřma prensibi ve dođasından kaynaklanan sapmalar olmakla beraber Őekil 6.1’de de grldđ zere hata eđrisinde ařađı ynl bir hareket gzlenmektedir.





Şekil 6.1. Karınca kolonisi model eğitim aşaması hata eğrisi

Önerilen modelin eğitim aşamasında iterasyon limiti farklı sayılarda seçilmekle beraber genel olarak 1000 iterasyonluk bir eğitim sürecinin sistemin kararlı hale gelmesi için yeterli olduğu görülmektedir. Eğitim aşamasında sanal karıncaların rota seçimlerini yönlendirmek için pekiştirmeli öğrenme (reinforcement learning) tekniği uygulanmış ajan karıncaların rota adaptasyon süreçleri pekiştirilmiştir.

Standart karınca kolonisi uygulamasında KKA uygulamasında bölüm 5’te anlatıldığı üzere bir kaçınma hareketi söz konusudur. Bu kaçınma hareketi mevcut konumdan bir sonraki konuma geçilirken feromon miktarı üzerinden gerçekleştirilmektedir. Feromon miktarının her iterasyonda belirli şartlar gereğince (birçok uygulamada buharlaşma evaporasyon etkisi kullanılmaktadır) değiştirilmesi arama uzayının sınırlarını değiştirmekte ve global optimal noktaya olan hareketi geliştirmektedir.

Önerilen çalışmada buharlaşma etkisi yerine pekiştirmeli tekniği uygulanarak görece iyi rota seçimlerinde yapılan seçime göre ağırlıklar ödüllendirilmekte, bunun dışındaki görece kötü seçimler içinse ağırlıklar azaltılmaktadır. Önerilen çalışmada pekiştirmeli öğrenme yöntemi için ödül miktarı ile ceza miktarı arasında hatanın büyüklüğü oranında bir katsayı kullanılmıştır. Pekiştirmeli öğrenme uygulamasının etkileri Şekil 6.1’de görülmektedir. Genel olarak her yukarı yönlü yani kötü rota seçimi ardından o rotaya ait ağırlıklar oransal olarak büyük değerler ile cezalandırıldığı için bir sonraki iterasyonda genel olarak aşağı yönlü bir hareket ve iyileşme gözlemlenmektedir. Bu durum kötüyü öğrenme, kötü yolda rotayı geliştirmenin başka bir deyişle arama noktasının istenmeyen bir alana ısrarla kaymasının önüne geçmektedir.

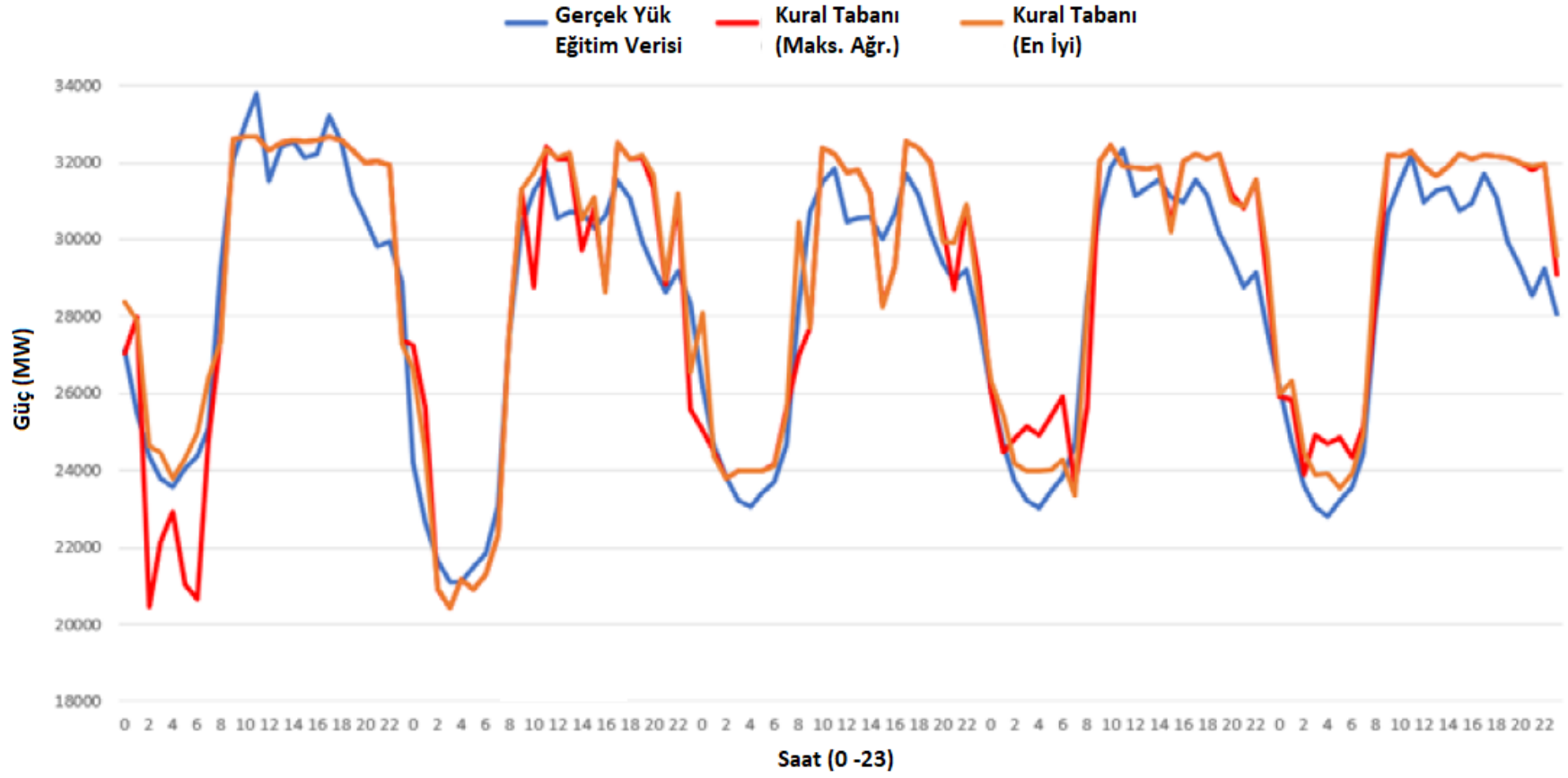
Önerilen modelin eğitim aşaması sona erdikten sonra eğitim verisi kullanılarak gerçekleştirilen karşılaştırmalı sonuçlar Şekil 6.2’de verilmektedir. Önerilen yöntemde iki adet kural tabanı elde edilmektedir. Bunlar en iyi sonucu veren rotaya ait kural tabanı ve eğitim aşamasının sonunda ağırlık matrisi üzerinde maksimum ağırlıklar kullanılarak elde edilen kural tabanıdır.

Şekil 6.2’de mavi renkli çizgiler gerçek yük verisine aitken, kırmızı renkli çizgiler maksimum ağırlıklar kullanılarak elde edilen kural tabanına ait sonuçları, turuncu renkli çizgiler ise en iyi kural tabanına ait sonuçları ifade etmektedir. Turuncu renkli

izgiler ile kırmızı renkli izgiler birbirlerine uyum gsterdiđi grlmekle beraber, kırmızı renkli izgilerin gerek veriye daha fazla yakınsadıđı grlmektedir.

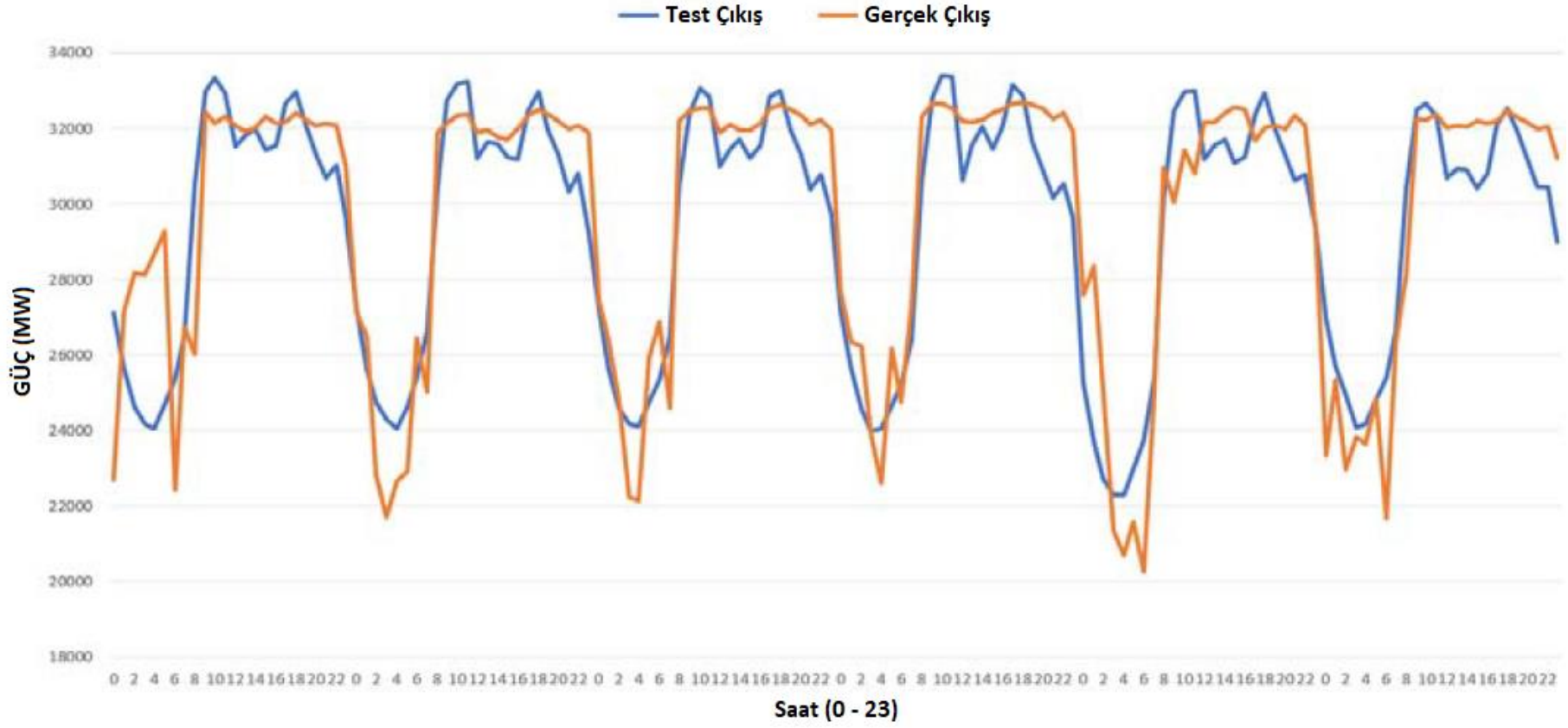
nerilen modellerin eđitim ařaması sonunda karakteristik zellikleri aynı olan bir sonraki yıl iin oluřturulmuř gerek veri seti kullanılarak testleri gerekleřtirilmiřtir. Bu testlere ait rnek sonular řekil 6.3’de gzlemlenmektedir.





Şekil 6.2. Eğitim seti ile yapılan karşılaştırmalı tahmin sonuçları





## 6.2. Genetik-Bulanık Tahmin Modeli Sonuçları

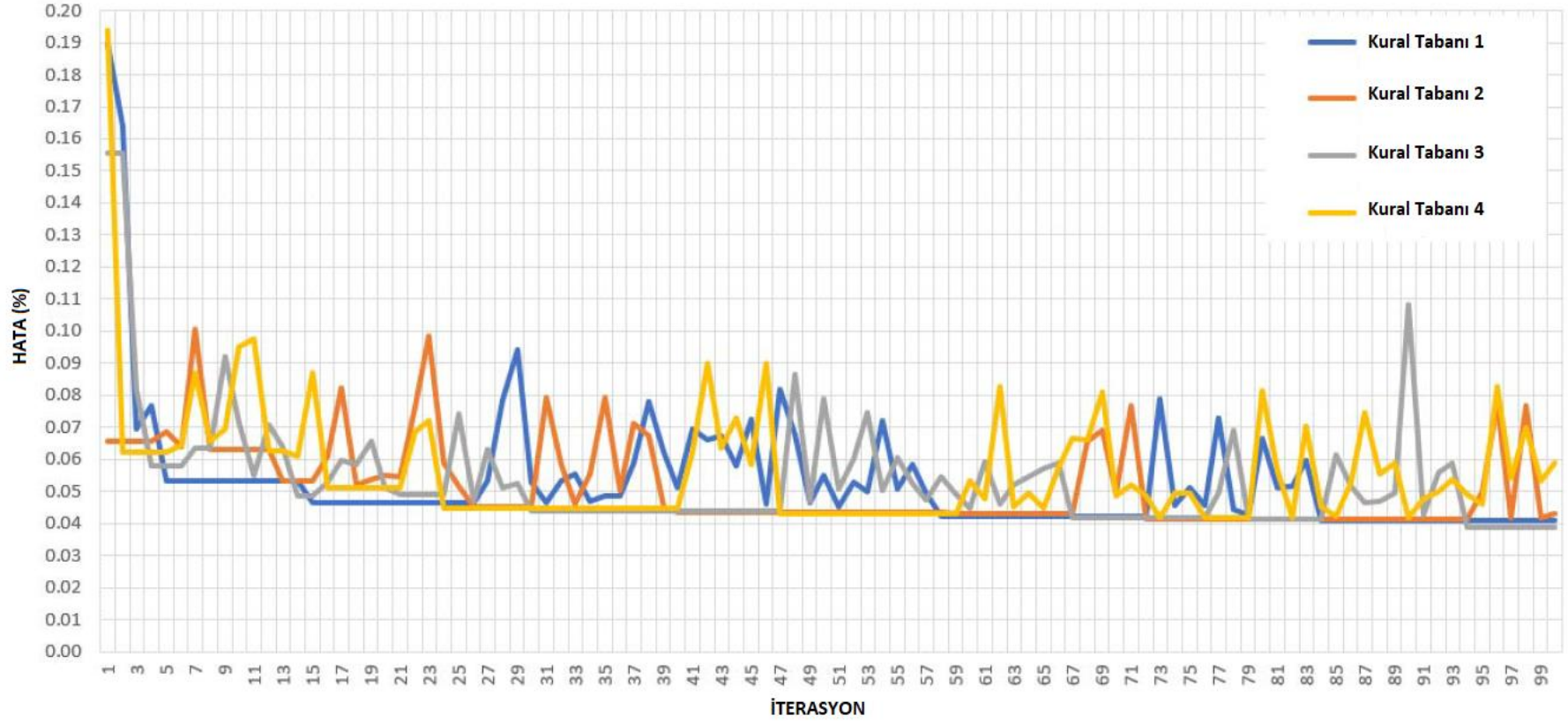
Önerilen GA yöntemi ile optimize edilmiş model, her birey 625 kuralı 5 bit olarak tanımlayan 4 bireylik popülasyonlar halinde tasarlanmış, KKA ile aynı giriş veri setleri ile eğitilmiş ve aynı giriş veri setleri ile test edilmiştir. Eğitim aşamasında her bir iterasyonda bireylerin performansları incelenmiş ve kaydedilmiştir. Tablo 6.2’de her bir bireyin optimizasyon prosesi sırasında aldıkları uygunluk değerleri temsili olarak gösterilmektedir.

**Tablo 6.2.** Optimizasyon aşamasında her bir bireyin ölçülen % hata değerleri

iterasyon	rb <sub>1</sub>	rb <sub>2</sub>	rb <sub>3</sub>	rb <sub>4</sub>
1	0.189	0.066	0.155	0.194
2	0.164	0.066	0.155	0.062
3	0.070	0.066	0.082	0.062
-	-	-	-	-
96	0.041	0.078	0.039	0.083
97	0.041	0.042	0.039	0.054
98	0.041	0.077	0.039	0.070
99	0.041	0.042	0.039	0.053
100	0.041	0.043	0.039	0.059

Önerilen yöntem ile eğitim işlemi için farklı iterasyon sayıları seçilmiştir. Yapılan incelemelerde karınca kolonisi algoritmasına benzer şekilde 100 iterasyonluk bir eğitim sürecinin sistemin kararlı hale gelmesi için yeterli olduğu görülmüştür.

Önerilen model için farklı çaprazlama ve mutasyon oranları ile tekrarlı şekilde eğitim prosesleri gerçekleştirilmiştir. Eğitim aşamasında önerilen model için çaprazlama noktası olarak 312. kural ve mutasyon oranı olarak %1 değerleri kullanılmıştır. Önerilen modelin eğitim aşamasında elde edilen sonuçlar ve bireylerin her iterasyonda aldıkları uygunluk değerleri Şekil 6.4’te görülmektedir.

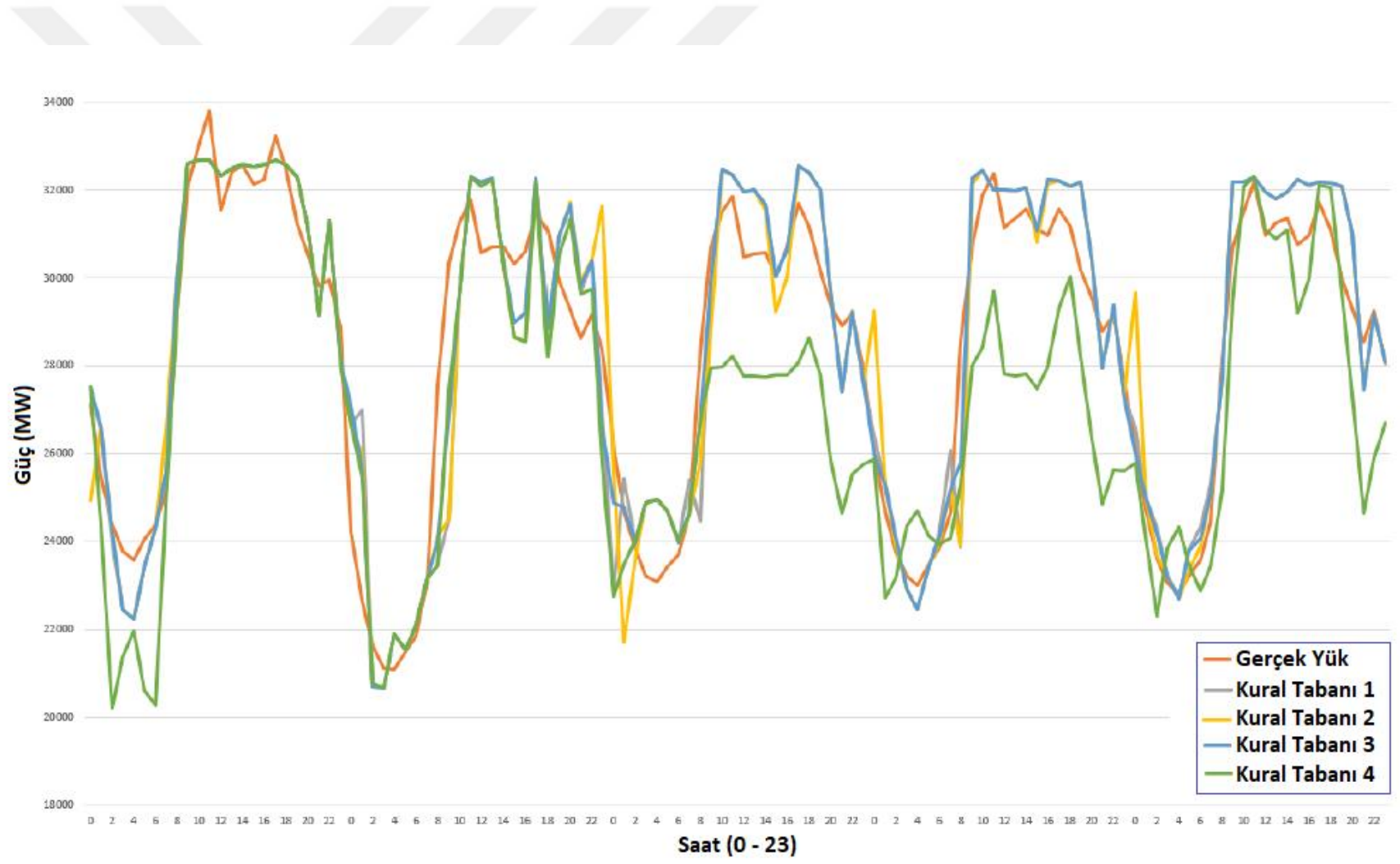


Şekil 6.4. Genetik algoritma ile optimize edilen tahmin modeli uygunluk değerleri değişimi

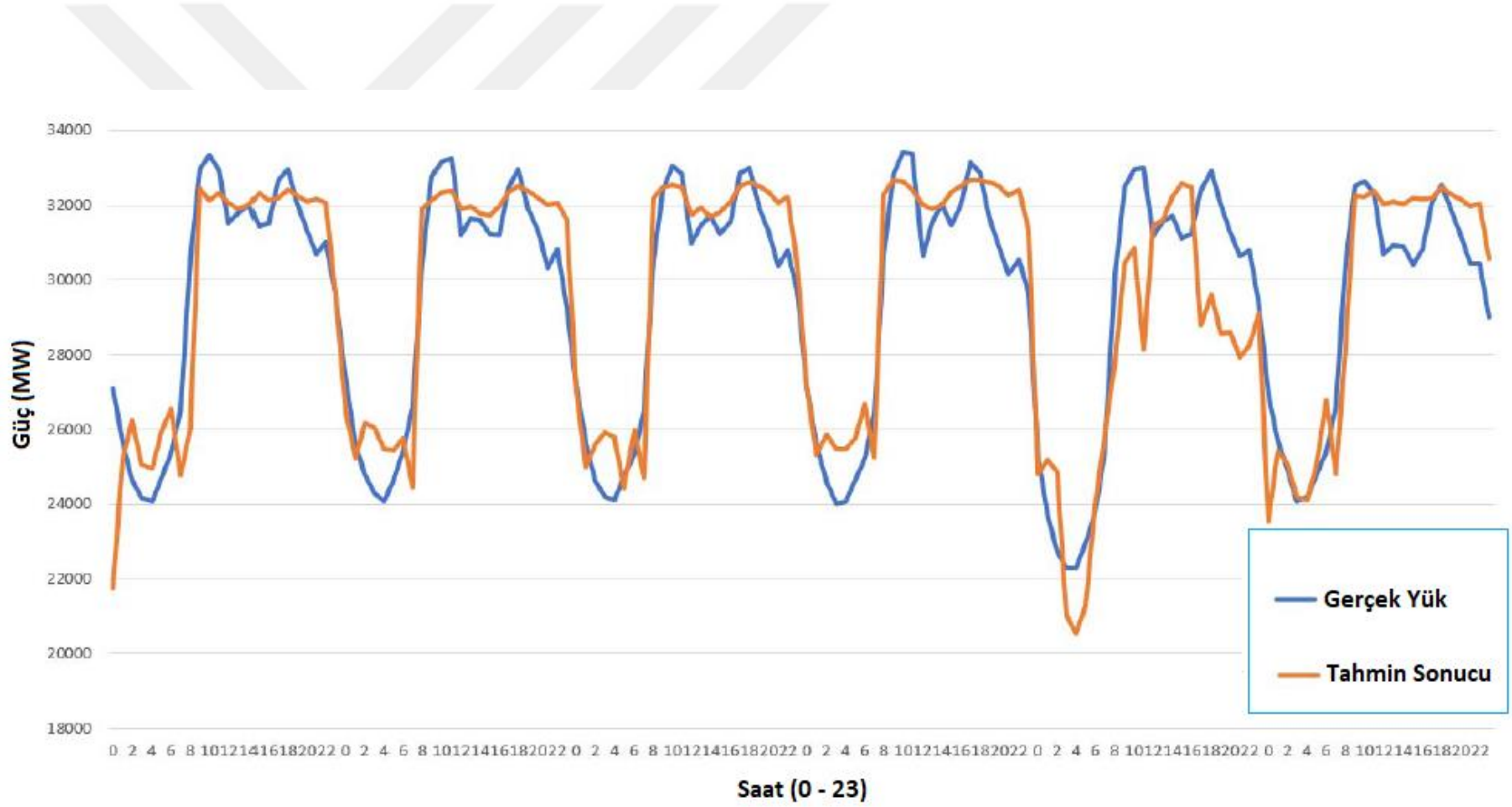
Şekil 6.4’de görüldüğü üzere optimizasyon süreci içerisinde her iterasyonda bireylerin uygunluk değerlerinde genel olarak iyileşme gerçekleştiği görülmektedir. Optimizasyon sürecinde görece seçilen en iyi bireylerin özellikleri yeni nesillere aktarıldığı için optimum kural tabanına yakınsama gerçekleşmekte fakat mutasyon işlemi sebebiyle bazen bu durum olumsuzluklara sebep olarak hata oranında anlık artışlar gözlenmektedir. Bu artışların mutasyon işleminin doğasından kaynaklandığı gözlemlenmiştir.

Mutasyon katsayısının yüksek şekilde tanımlanması uygunluk değerinde yüksek oranda bozulmalara sebebiyet vermekte ve arama uzayın istenmeyen alanlara kaymasına sebep olmaktadır. Mutasyon oranı çok düşük seçildiği durumlarda ise arama uzayı belirli bir noktaya kaymakta ve yerel minimuma takılma durumları söz konusu olmaktadır. Bu dengenin hassas şekilde ayarlanması ayrıca çalışılması gereken bir hiper-optimizasyon problemidir ve bu tez çalışmasının araştırma konusu dışında kalmaktadır.

Önerilen genetik yaklaşımın uygulandığı tahmin modelleri karınca kolonisi yaklaşımında olduğu gibi aynı test verileri kullanılarak test edilmiştir. Test aşamasında ait elde edilen veriler Şekil 6.5’de ve Şekil 6.6’de görülmektedir.



Şekil 6.5. 1-5 Şubat 2013 tarihleri arasında ait genetik model test sonuçları [62]



Şekil 6.6. 7-12 Şubat 2014 tarihleri arasına ait test verisi sonuçları [62]

Şekil 6.5’de eğitim aşamasında elde edilen her bir kural tabanı için gerçek veriler ile olan ilişki gözlemlenmektedir. Aynı eğitim seti kullanılarak elde edilen en iyi uygunluk değerine sahip kural tabanının tahmin modeline uygulanması ile elde edilen test sonuçları ise Şekil 6.6’de görülmektedir. Elde edilen sonuçlar genetik yaklaşımın bulanık mantık temelli bir tahmin modelinin kural tabanının iyileştirilmesinde gözle görünür bir katkı sağladığı göstermiştir.

### 6.3. Çoklu Doğrusal Regresyon (ÇDR) Modeli ve Karşılaştırma Sonuçları

Doğadan esinlenen optimizasyon yöntemleri kullanılarak geliştirilen bulanık mantık tabanlı tahmin modelleri ile iyi bilinen istatistik tabanlı bir tahmin modeli olan ÇDR analizi yöntemi kullanılarak test edilmiş ve karşılaştırmalı sonuçlar tez çalışmasının bu bölümünde sunulmuştur.

Literatür çalışması sonucunda çoklu doğrusal regresyon yöntemi yapay-zeka yöntemlerin başarı oranlarının karşılaştırılmasında kullanılan (benchmark) bir yöntem olduğunu göstermektedir. ÇDR yöntemi basit ilişki tabanlı bir yöntemdir. ÇDR iki ya da daha fazla bağımsız değişken ile sürekli bağımlı bir değişken arasındaki korelasyonun ölçülmesi amacıyla kullanılmaktadır. Önerilen çalışmada ÇDR tahmin modeli ve diğer modeller aynı veri setleri kullanılarak eşit şartlarda test edilmiştir. Test amacıyla oluşturulan ÇDR tahmin modeli için özet istatistik bilgiler ve regresyon bilgileri Tablo 6.3’de ve Tablo 6.4’de verilmektedir.

**Tablo 6.3.** Regresyon özeti ve istatistiki bilgiler

Regresyon İstatistikleri	
Çoklu (Multiple) R	0.990516
$R^2$	0.981121
Ayarlanmış $R^2$	0.980977
Standart Hata	569.2768
Örnekleme Sayısı	528

**Tablo 6.4.** Regresyon tablosu (ANOVA)

Özet	df	SS	MS	F	Ağırlık F
Regresyon	4	$8.81 \times 10^9$	$2.2 \times 10^9$	6794.925	0
Artık	523	$1.69 \times 10^8$	32,4076		
Toplam	527	$8.98 \times 10^9$			

Karşılaştırma amacıyla oluşturulan ÇDR modeli için önerilen tahmin modellerinde olduğu gibi dört adet giriş değişkeni tanımlanmıştır. ÇDR model çalıştırıldığında Tablo 6.5’de verilen katsayılar bulunmuştur. Bu katsayılar önceden tanımlanmış doğrusal tahmin modeli Denklem 6.1’de yerine konarak her bir saat için tüketim tahminleri gerçekleştirilmiştir.

**Tablo 6.5.** Regresyon eşitlik tablosu

Ağırlıklar	Katsayılar	Std. Sapma	t Stat	p-Value
$w_0$	-499.735	188.3426	-2.65333	0.008213
$w_1$	-0.02747	0.015863	-1.73172	0.083913
$w_2$	0.920282	0.013497	68.18238	$2.2 \times 10^{-262}$
$w_3$	0.139906	0.018693	7.484493	$3.07 \times 10^{-13}$
$w_4$	-35.0648	6.56439	-5.34166	$1.38 \times 10^{-7}$

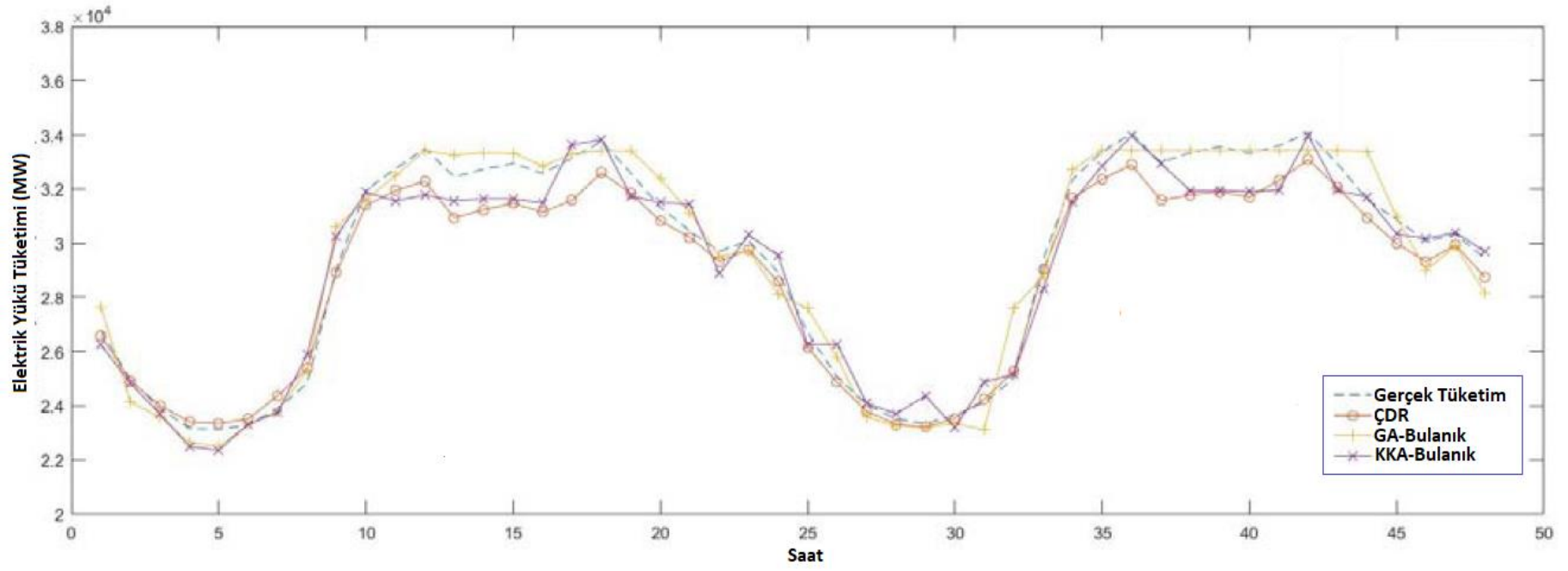
Test ve karşılaştırma amacıyla oluşturulan doğrusal tahmin modeli Denklem 6.1’de verilmektedir.

$$L_{dc}w_1 + L_{wc}w_2 + L_{est}w_3 + T_{eff}w_4 + w_0 \quad (6.1)$$

Önerilen her bir model aynı şartlar altında aynı giriş ve test verileri kullanılarak test edilmiş ve bu testlere ait karşılaştırmalı sonuçlar Şekil 6.7’de, saatlik bazda detaylandırılmış sonuçlar Tablo 6.6’de ve Tablo 6.7’de sunulmaktadır.

Karşılaştırma amacıyla her bir model için saatlik bazda mutlak yüzdesel hataları ölçülmüş ve günlük bazda tabloların en alt satırında ortalama hata olarak sunulmuştur.





Şekil 6.7. Karşılaştırmalı test sonuçları [62]

Yapılan test ve incelemeler sonunda her iki modelinde aynı şartlar altında aynı test veri seti için geleneksel yaklaşıma örnek temsil eden ÇDR model ile kıyaslandığında daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.



**Tablo 6.6.** 29 Ocak 2013 tarihi itibari ile karşılaştırmalı test sonuçları [62]

Saat	L <sub>DC</sub>	L <sub>WC</sub>	L <sub>CAL</sub>	T <sub>EFF</sub>	Gerçek Tüketim	ÇDR	ÇDR APE %	GA-Bulanık	GA-Bulanık APE %	KK-Bulanık	KK-Bulanık APE %
00-01	24,234	26,540	24,776	3.75	26,788	26,594	0.725	27,642	3.188	26,249	2.012
01-02	22,646	24,890	23,130	3.03	24,960	24,914	0.185	24,136	3.301	24,835	0.502
02-03	21,777	24,041	22,064	2.88	23,912	24,013	0.420	23,592	1.340	23,703	0.875
03-04	21,308	23,465	21,466	2.80	23,167	23,414	1.068	22,649	2.235	22,503	2.864
04-05	21,183	23,434	21,206	3.00	23,135	23,346	0.912	22,494	2.771	22,362	3.341
05-06	21,592	23,600	21,449	3.16	23,284	23,516	0.996	23,305	0.090	23,315	0.134
06-07	22,218	24,543	21,518	3.33	23,907	24,370	1.938	23,788	0.496	23,751	0.651
07-08	23,278	25,648	21,649	3.42	24,816	25,373	2.245	25,316	2.014	25,887	4.317
08-09	28,115	29,155	24,877	3.14	29,074	28,929	0.498	30,602	5.256	30,252	4.050
09-10	31,601	31,497	27,791	3.26	31,967	31,392	1.798	31,614	1.104	31,879	0.276
10-11	32,762	31,904	29,287	3.38	32,741	31,940	2.447	32,495	0.752	31,562	3.600
11-12	33,590	32,167	30,324	3.97	33,490	32,284	3.603	33,416	0.220	31,780	5.106
12-13	32,564	30,763	29,778	3.95	32,445	30,944	4.627	33,246	2.470	31,572	2.691
13-14	32,768	31,086	29,914	4.33	32,727	31,241	4.539	33,343	1.882	31,645	3.306
14-15	33,036	31,347	29,872	4.12	32,944	31,476	4.457	33,319	1.138	31,639	3.960
15-16	32,578	31,032	29,461	3.95	32,574	31,147	4.381	32,848	0.842	31,485	3.344
16-17	32,900	31,447	29,819	3.46	33,135	31,587	4.672	33,284	0.451	33,632	1.499
17-18	33,311	32,461	30,485	3.50	33,762	32,601	3.439	33,423	1.004	33,822	0.179
18-19	32,333	31,658	30,122	3.49	32,574	31,838	2.259	33,401	2.539	31,730	2.590
19-20	31,143	30,637	29,243	3.29	31,328	30,815	1.637	32,380	3.357	31,507	0.571
20-21	30,211	30,082	28,356	3.02	30,443	30,216	0.747	31,132	2.262	31,442	3.282
21-22	29,331	29,172	27,806	2.95	29,702	29,328	1.260	29,518	0.619	28,874	2.787
22-23	29,741	29,576	28,218	2.55	30,093	29,760	1.107	29,724	1.227	30,298	0.683
23-00	28,609	28,395	27,249	2.22	28,924	28,580	1.188	28,118	2.785	29,544	2.144
						<b>MAPE</b>	<b>2.13</b>		<b>1.81</b>		<b>2.28</b>

**Tablo 6.7.** 30 Ocak 2013 tarihi itibari ile karşılaştırmalı test sonuçları [62]

Saat	L <sub>DC</sub>	L <sub>WC</sub>	L <sub>CAL</sub>	T <sub>EFF</sub>	Gerçek Tüketim	ÇDR	ÇDR APE %	GA-Bulanık	GA-Bulanık APE %	KK-Bulanık	KK-Bulanık APE %
00-01	26.788	25.966	25.577	2.25	26.710	26.160	2.060	27.598	3.325	26.274	1.631
01-02	24.960	24.766	23.699	1.81	25.054	24.858	0.781	25.778	2.891	26.274	4.871
02-03	23.912	23.748	22.679	1.92	24.061	23.804	1.069	23.578	2.007	24.107	0.190
03-04	23.167	23.302	21.929	1.81	23.512	23.313	0.847	23.271	1.024	23.702	0.806
04-05	23.135	23.230	21.773	1.96	23.338	23.220	0.504	23.199	0.594	24.372	4.431
05-06	23.284	23.566	21.929	2.23	23.657	23.538	0.503	23.339	1.342	23.177	2.027
06-07	23.907	24.310	22.217	2.14	24.131	24.249	0.488	23.119	4.194	24.878	3.095
07-08	24.816	25.410	22.597	2.51	25.019	25.276	1.028	27.613	10.369	25.160	0.562
08-09	29.074	29.028	26.336	2.22	29.397	29.022	1.275	28.758	2.174	28.298	3.737
09-10	31.967	31.525	29.394	2.40	32.355	31.662	2.142	32.727	1.150	31.516	2.593
10-11	32.741	32.125	30.607	2.45	33.381	32.361	3.056	33.431	0.149	32.852	1.586
11-12	33.490	32.563	31.632	2.36	34.045	32.890	3.392	33.431	1.803	33.960	0.249
12-13	32.445	31.221	31.063	3.05	32.980	31.580	4.245	33.429	1.361	32.927	0.160
13-14	32.727	31.437	31.209	3.07	33.335	31.791	4.632	33.427	0.276	31.934	4.204
14-15	32.944	31.536	31.343	3.02	33.574	31.897	4.996	33.429	0.432	31.936	4.879
15-16	32.574	31.363	30.900	2.78	33.312	31.694	4.858	33.431	0.356	31.904	4.227
16-17	33.135	31.974	31.302	2.30	33.605	32.314	3.842	33.428	0.526	31.962	4.889
17-18	33.762	32.736	31.932	2.36	34.075	33.084	2.909	33.430	1.892	33.961	0.335
18-19	32.574	31.685	31.213	2.20	32.917	32.054	2.621	33.428	1.551	31.952	2.932
19-20	31.328	30.593	30.191	1.95	31.603	30.949	2.068	33.392	5.660	31.698	0.300
20-21	30.443	29.647	29.353	1.75	30.879	29.993	2.869	30.965	0.277	30.335	1.762
21-22	29.702	29.005	28.634	1.66	30.061	29.325	2.449	29.006	3.510	30.167	0.352
22-23	30.093	29.600	29.023	1.15	30.326	29.934	1.292	29.897	1.414	30.390	0.212
23-00	28.924	28.423	27.996	0.77	29.447	28.753	2.357	28.170	4.335	29.687	0.813
						<b>MAPE</b>	<b>2.28</b>		<b>2.04</b>		<b>2.33</b>

## 7. TARTIŞMA

Kısa dönemli saatlik bazda elektrik yükünün tahmin edilmesi konusu son yıllarda popüler hale gelmiş bir araştırma alanı olmuş ve bu konuda literatürde çok fazla sayıda bilimsel çalışmanın yayınlandığı görülmektedir. Kısa dönemli yük tahmini konusu, elektrik üretim ve dağıtım tesisleri yönetim ve üretim planlama konularında büyük öneme sahiptir. Literatür incelemesinde, elektrik yükü tüketim karakteristiğinin gün etkisi, mevsimsel etkiler, hava sıcaklığı değişimleri, ekonomik etkiler gibi dışsal faktörlere yüksek derecede bağımlı olduğu görülmektedir. Dolayısıyla bu dışsal faktörlerin etkilerinin anlaşılması ve analiz edilmesi için çok farklı tiplerde yaklaşımlar geliştirilmiştir.

Günümüze değin geçen süre içerisinde yüksek doğruluğa sahip kısa dönemli yük tahmini konusunda istatistik temelli yöntemler ve yapay-zekâ temelli uzman sistemler kullanılarak tahmin modelleri geliştirilmiştir. İstatistik tabanlı yöntemler yük verisi içindeki regresyon tabanlı analizler ile tüketim karakteristiğinin belirlenmesine yönelik çalışmalar yapılmış ve kısmi olarak başarılı sonuçlar elde edilmiştir. İstatistik tabanlı yöntemler kullanıldığında doğrusal olmayan veri setleri için tahmin modelinin doğruluk oranı düşmektedir. Doğrusal olmayan veri setleri için meta-sezgisel ya da uzman görüşü ile tasarlanan tahmin modellerinin geliştirildiği görülmektedir. Uzman sistem yaklaşımında ise bulanık mantık tabanlı uygulamaların sıkça geliştirildiği görülmektedir. Uzman sistemli tahmin modelleri geliştirilirken inisiyatif büyük oranda model kurucuda olduğundan, model kurucunun verdiği kararlar sistemin çalışma performansına doğrudan olumlu ya da olumsuz etkiler vermektedir. Meta-sezgisel yöntemler kullanılarak oluşturulan modellerde ise tahmin modelinin parametre tanımları uzman sistemlerdeki gibi büyük önem taşımaktadır. Yanlış ya da eksik belirlenen optimizasyon parametreleri tahmin doğruluğunu ve keskinliğini azaltmaktadır.

Optimizasyon, belirli bir amacı gerçekleştirmek için en iyi kararı verebilme sanatıdır. Teknik bir dille ifade etmek gerekirse, maksimum kazanç ya da minimum maliyeti temin etmeyi sağlayacak parametrelerin en uygun değerlerinin bulunması işlemidir.

Kaynaklar hiçbir zaman sınırsız değildir ve bu kaynaklar en iyi şekilde kullanılmak zorundadır. Günümüz dünyasında mevcut iktisadi şartlar kaynakların daha da iyi kullanılmasını şart kořmaktadır. Deęişen ve gelişen teknoloji sınırlı kaynakların rekabetçi piyasaların ve git gide karmaşıklaşan sistemlerin yönetiminde matematiksel ya da sezgisel yöntemler kullanılarak çözüm üretmeye zorlamaktadır.

Gerçek dünya problemleri kuramsal (hipotetik) problemlere nazaran çok daha karmaşıktır ve çoęu zaman matematiksel olarak modellenememektedir. Bilgisayarların yeteneklerinin gelişmesi ile birlikte, bilim insanları gerçek dünya problemlerinin çözümü noktasında doğayı gözlemlemiş ve doğadaki süreçleri bilgisayar algoritmalarına dönüştürmeye başlamıştır. Yapılan çalışmalar ile doğadaki polenleşme gibi doğal süreçlerden, bulanık mantık gibi insan muhakeme yeteneğine dayanan süreçlerden, hayvanların birey bazlı ya da sürü bazlı davranışlarından esinlenerek çeşitli modeller öne sürülmüştür.

Bu tez çalışmasında, bulanık mantık temelli kısa dönem elektrik yükü tahmini yapan modeller sunulmaktadır. Oluşturulan modellerin tahmin doğruluğunun artırılması ve yukarıda bahsedilen güçlükler ile baş edebilmek için bulanık tahmin modelleri doğadan esinlenen meta-sezgisel optimizasyon yöntemleri olan KK ve GA kullanılarak optimize edilmeye çalışılmıştır. Önerilen modellerin başarıları, uygunluk değerleri MAPE yöntemi kullanılarak ölçülmüştür. Yapılan eğitim ve test aşamaları sonunda ortalama aylık bazda en düşük olarak % 3,39'luk bir tahmin doğruluğuna ulaşılmıştır. Yapılan çalışmalar sonucu doğadan esinlenen meta-sezgisel yöntemler kullanılarak bulanık mantık temelli bir tahmin modelinin tahmin doğruluğunun artırılabilceęi ortaya konmuştur.

## KAYNAKLAR

- [1] K. Berk, *Modeling and forecasting electricity demand: a risk management perspective*. Springer, 2015.
- [2] G. Gross and F. D. Galiana, "Short-term load forecasting," *Proc. IEEE*, vol. 75, no. 12, pp. 1558–1573, 1987.
- [3] W. Li and Z.-H. Han, "Short-term power load forecasting using improved ant colony clustering," in *Knowledge Discovery and Data Mining, 2008. WKDD 2008. First International Workshop on*, 2008, pp. 221–224.
- [4] A. Baliyan, K. Gaurav, and S. K. Mishra, "A review of short term load forecasting using artificial neural network models," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 48, pp. 121–125, 2015.
- [5] A. S. Khwaja, M. Naeem, A. Anpalagan, A. Venetsanopoulos, and B. Venkatesh, "Improved short-term load forecasting using bagged neural networks," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 125, pp. 109–115, 2015.
- [6] H. K. Alfares and M. Nazeeruddin, "Electric load forecasting: literature survey and classification of methods," *Int. J. Syst. Sci.*, vol. 33, no. 1, pp. 23–34, 2002.
- [7] R.-H. Liang and C.-C. Cheng, "Short-term load forecasting by a neuro-fuzzy based approach," *Int. J. Electr. power energy Syst.*, vol. 24, no. 2, pp. 103–111, 2002.
- [8] T. Senjyu, H. Takara, K. Uezato, and T. Funabashi, "One-hour-ahead load forecasting using neural network," *IEEE Trans. power Syst.*, vol. 17, no. 1, pp. 113–118, 2002.
- [9] M. Q. Raza and A. Khosravi, "A review on artificial intelligence based load demand forecasting techniques for smart grid and buildings," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 50, pp. 1352–1372, 2015.
- [10] K. Liu *et al.*, "Comparison of very short-term load forecasting techniques," *IEEE Trans. power Syst.*, vol. 11, no. 2, pp. 877–882, 1996.

- [11] Y.-Y. Hsu and K.-L. Ho, "Fuzzy expert systems: an application to short-term load forecasting," in *IEE Proceedings C-Generation, Transmission and Distribution*, 1992, vol. 139, no. 6, pp. 471–477.
- [12] R.-H. Liang and Y.-Y. Hsu, "Fuzzy linear programming: an application to hydroelectric generation scheduling," *IEE Proceedings-Generation, Transm. Distrib.*, vol. 141, no. 6, pp. 568–574, 1994.
- [13] H. Mori and H. Kobayashi, "Optimal fuzzy inference for short-term load forecasting," in *Power Industry Computer Application Conference, 1995. Conference Proceedings., 1995 IEEE*, 1995, pp. 312–318.
- [14] P. K. Dash, A. C. Liew, and S. Rahman, "Fuzzy neural network and fuzzy expert system for load forecasting," *IEE Proceedings-Generation, Transm. Distrib.*, vol. 143, no. 1, pp. 106–114, 1996.
- [15] I. J. Ramirez-Rosado and J. A. Domínguez-Navarro, "Distribution planning of electric energy using fuzzy models," *Int. J. power energy Syst.*, vol. 16, no. 2, pp. 49–55, 1996.
- [16] M. Chow and H. Tram, "Application of fuzzy logic technology for spatial load forecasting," in *Transmission and Distribution Conference, 1996. Proceedings., 1996 IEEE*, 1996, pp. 608–614.
- [17] T. Senjyu, S. Higa, and K. Uezato, "Future load curve shaping based on similarity using fuzzy logic approach," *IEE Proceedings-Generation, Transm. Distrib.*, vol. 145, no. 4, pp. 375–380, 1998.
- [18] H. Mori, Y. Sone, D. Moridera, and T. Kondo, "Fuzzy inference models for short-term load forecasting with tabu search," in *Systems, Man, and Cybernetics, 1999. IEEE SMC'99 Conference Proceedings. 1999 IEEE International Conference on*, 1999, vol. 6, pp. 551–556.
- [19] P. A. Mastorocostas, J. B. Theocharis, and A. G. Bakirtzis, "Fuzzy modeling for short term load forecasting using the orthogonal least squares method," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 14, no. 1, pp. 29–36, 1999.



- [20] K. Padmakumari, K. P. Mohandas, and S. Thiruvengadam, "Long term distribution demand forecasting using neuro fuzzy computations," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 21, no. 5, pp. 315–322, 1999.
- [21] R. Mamlook, O. Badran, and E. Abdulhadi, "A fuzzy inference model for short-term load forecasting," *Energy Policy*, vol. 37, no. 4, pp. 1239–1248, 2009.
- [22] D. Srinivasan, A. C. Liew, and C. S. Chang, "Forecasting daily load curves using a hybrid fuzzy-neural approach," *IEE Proceedings-Generation, Transm. Distrib.*, vol. 141, no. 6, pp. 561–567, 1994.
- [23] K. Yang and L. Zhao, "Application of mamdani fuzzy system amendment on load forecasting model," in *Photonics and Optoelectronics, 2009. SOPO 2009. Symposium on*, 2009, pp. 1–4.
- [24] S. Sachdeva and C. M. Verma, "Load forecasting using fuzzy methods," in *Power System Technology and IEEE Power India Conference, 2008. POWERCON 2008. Joint International Conference on*, 2008, pp. 1–4.
- [25] L. Hernández *et al.*, "Improved short-term load forecasting based on two-stage predictions with artificial neural networks in a microgrid environment," *Energies*, vol. 6, no. 9, pp. 4489–4507, 2013.
- [26] S. Hassan, A. Khosravi, J. Jaafar, and M. A. Khanesar, "A systematic design of interval type-2 fuzzy logic system using extreme learning machine for electricity load demand forecasting," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 82, pp. 1–10, 2016.
- [27] L. Hernández, C. Baladrón, J. M. Aguiar, B. Carro, A. Sánchez-Esguevillas, and J. Lloret, "Artificial neural networks for short-term load forecasting in microgrids environment," *Energy*, vol. 75, pp. 252–264, 2014.
- [28] D. K. Chaturvedi, A. P. Sinha, and O. P. Malik, "Short term load forecast using fuzzy logic and wavelet transform integrated generalized neural network," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 67, pp. 230–237, 2015.

- [29] S. Li, P. Wang, and L. Goel, "Short-term load forecasting by wavelet transform and evolutionary extreme learning machine," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 122, pp. 96–103, 2015.
- [30] A. Abdoos, M. Hemmati, and A. A. Abdoos, "Short term load forecasting using a hybrid intelligent method," *Knowledge-Based Syst.*, vol. 76, pp. 139–147, 2015.
- [31] S. Kouhi, F. Keynia, and S. N. Ravadanegh, "A new short-term load forecast method based on neuro-evolutionary algorithm and chaotic feature selection," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 62, pp. 862–867, 2014.
- [32] A. Selakov, D. Cvijetinović, L. Milović, S. Mellon, and D. Bekut, "Hybrid PSO–SVM method for short-term load forecasting during periods with significant temperature variations in city of Burbank," *Appl. Soft Comput.*, vol. 16, pp. 80–88, 2014.
- [33] A. Demiroren and G. Ceylan, "Middle anatolian region short-term load forecasting using artificial neural networks," *Electr. Power Components Syst.*, vol. 34, no. 6, pp. 707–724, 2006.
- [34] A. K. Topalli, I. Erkmen, and I. Topalli, "Intelligent short-term load forecasting in Turkey," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 28, no. 7, pp. 437–447, 2006.
- [35] İ. I. ESENER, T. YÜKSEL, and M. Kurban, "Short-term load forecasting without meteorological data using AI-based structures," *Turkish J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, vol. 23, no. 2, pp. 370–380, 2015.
- [36] H. H. Çevik and M. Çunkaş, "Short-term load forecasting using fuzzy logic and ANFIS," *Neural Comput. Appl.*, vol. 26, no. 6, pp. 1355–1367, 2015.
- [37] E. Yukseltan, A. Yucekaya, and A. H. Bilge, "Forecasting electricity demand for Turkey: Modeling periodic variations and demand segregation," *Appl. Energy*, vol. 193, pp. 287–296, 2017.
- [38] M. Shahidehpour, H. Yamin, and Z. Li, *Market operations in electric power systems: forecasting, scheduling, and risk management*. John Wiley & Sons, 2003.

- [39] “Elektrik Üretim Sektör Raporu,” *Elektrik Üretim Anonim Şirketi*, 2018.
- [40] T. K. Bakan and B. Albayrak, *Bütçe sunumu*. Ankara, 2018.
- [41] T. J. Ross, *Fuzzy logic with engineering applications*. John Wiley & Sons, 2005.
- [42] I. H. Altaş, *Fuzzy Logic Control in Energy Systems with Design Applications in MATLAB®/Simulink®*, vol. 91. IET, 2017.
- [43] L. A. Zadeh, “Information and control,” *Fuzzy sets*, vol. 8, no. 3, pp. 338–353, 1965.
- [44] L. A. Zadeh, “Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes,” *IEEE Trans. Syst. Man. Cybern.*, no. 1, pp. 28–44, 1973.
- [45] L. A. Zadeh, “The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning-III,” *Inf. Sci. (Ny)*, vol. 9, no. 1, pp. 43–80, 1975.
- [46] Z. Şen, *Modern mantık*. Bilge Kültür Sanat, 2003.
- [47] J. H. Holland, *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. MIT press, 1992.
- [48] X.-S. Yang, *Nature-inspired metaheuristic algorithms*. Luniver press, 2010.
- [49] X.-S. Yang, *Engineering optimization: an introduction with metaheuristic applications*. John Wiley & Sons, 2010.
- [50] K.-L. Du and M. N. S. Swamy, “Search and optimization by metaheuristics,” *Birkhäuser) July*, 2016.
- [51] D. E. Goldberg, “Genetic algorithm,” *Search, Optim. Mach. Learn.*, pp. 343–349, 1989.
- [52] D. E. Goldberg and K. Deb, “A comparative analysis of selection schemes used in genetic algorithms,” in *Foundations of genetic algorithms*, vol. 1, Elsevier, 1991, pp. 69–93.

- [53] M. Dorigo and T. Stutzle, “Ant Colony Optimization | The MIT Press,” 2004.
- [54] M. Dorigo, G. Di Caro, and L. M. Gambardella, “Ant algorithms for discrete optimization,” *Artif. Life*, vol. 5, no. 2, pp. 137–172, 1999.
- [55] S. Goss, S. Aron, J.-L. Deneubourg, and J. M. Pasteels, “Self-organized shortcuts in the Argentine ant,” *Naturwissenschaften*, vol. 76, no. 12, pp. 579–581, 1989.
- [56] J.-L. Deneubourg, S. Aron, S. Goss, and J. M. Pasteels, “The self-organizing exploratory pattern of the argentine ant,” *J. Insect Behav.*, vol. 3, no. 2, pp. 159–168, 1990.
- [57] M. Dorigo and T. Stützle, “Ant Colony Optimization Algorithms for the Travelling Salesman Problem,” *Ant Colony Optim.*, 2004.
- [58] J. S. Liu, “Monte Carlo strategies in statistical computing.” Springer, New York, 2001.
- [59] S. C. Pandian, K. Duraiswamy, C. C. A. Rajan, and N. Kanagaraj, “Fuzzy approach for short term load forecasting,” *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 76, no. 6–7, pp. 541–548, 2006.
- [60] J. K. Kumar and P. Rajkumar, “Fuzzy and decision tree approach for forecasting analysis in power load,” *Int. J. Tech. Res. Appl*, vol. 3, pp. 222–225, 2015.
- [61] A. Nourafkan and A. Kadkhodaie-Ilkhchi, “Shear wave velocity estimation from conventional well log data by using a hybrid ant colony–fuzzy inference system: a case study from Cheshmeh–Khosh oilfield,” *J. Pet. Sci. Eng.*, vol. 127, pp. 459–468, 2015.
- [62] M. Luy, V. Ates, N. Barisci, H. Polat, and E. Cam, “Short-Term Fuzzy Load Forecasting Model Using Genetic–Fuzzy and Ant Colony–Fuzzy Knowledge Base Optimization.”
- [63] J. Wolberg, *Data analysis using the method of least squares: extracting the most information from experiments*. Springer Science & Business Media, 2006.
- [64] W. L. Harter, “The Method of Least Squares and Some Alternatives: Part I,” *Int. Stat. Rev. / Rev. Int. Stat.*, vol. 42, no. 2, pp. 147–174, 1974.

- [65] H. A. Yıldırım and H. Altınsoy, “Ts En Iso 7730 Ve Ts En Iso 27243 Standartlarına Göre Termal Konfor Programı,” *Çalışma Dünyası Derg. (Labour World)*, pp. 7–17, 2015.



## EKLER

### ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Volkan ATEŞ  
Doğum Tarihi : 24.11.1983  
Yabancı Dil : İngilizce

Eğitim Durumu : (Kurum ve Yıl)

Lisans : Gazi Üniversitesi \ Teknik Eğitim Fakültesi  
(2003 – 2008)

Yüksek Lisans : Gazi Üniversitesi \ Bilişim Enstitüsü  
(2008 - 2011)

Çalıştığı Kurum/Kurumlar ve Yıl/Yıllar:

(2011 – Halen) : Kırıkkale Üniversitesi Enformatik Bölüm Başkanlığı  
(2008 – 2011) : Ankara Üniversitesi Elmadağ M.Y.O. (Mis. Öğrt. Gör.)  
(2010 Güz) : Gazi Üniversitesi Ankara M.Y.O. (Mis. Öğrt. Gör.)

Yayımları (SCI) :

Lüy Murat, Ates Volkan, Barışçı Necaattin, Polat Hüseyin, Çam Ertugrul, *Short-Term Fuzzy Load Forecasting Model Using Genetic-Fuzzy and Ant Colony-Fuzzy Knowledge Base Optimization*. Applied Sciences, 8(6(864)), (2018): 1-30

Yayımları (Diğer) :

Ateş Volkan, Barışçı, Necaattin, "*Short-Term Load Forecasting Model Using Flower Pollination*

*Algorithm". International Scientific and Vocational Studies Journal 1 (2017): 22-29*

Şimşek Murat, Ates Volkan, Lüy Murat, “*Edge Detection Based On Ant Colony Optimization In Sar Images*”, International Journal of Scientific Research in Information Systems and Engineering (IJSRISE), 4(1), (2018): 37-41.

Koç İ , Janadi, A , Ateş, V . "*Interlock Optimization Of An Accelerator Using Genetic Algorithm*". International Scientific and Vocational Studies Journal 1 (2017): 30-41

Kılıçarslan M., Ateş V., Aydılek H., Çam, E., “*Electrical Vehicles Charging Coordination by Fuzzy Logical System*”. International Journal of Engineering Research and Development, 10 (2), (2018): 53-59.

Bursalioglu, O , Luy, M , Ates, V , Erguzen, A . Mobile Device Supported Online Examination System Appropriate To Distance Learning. International E-Journal of Advances in Education, 2 (4), (2016): 95-104.

Ates Volkan, Lüy Murat, Barışçı Necaattın, Çam Ertugrul (2015). “*Short Term Load Forecasting Using Artificial Neural Networks With Supply Demand Based Hourly Information*”. 28th International Conferences on Engineering and Natural Science (ICENS)

Araştırma Alanları :

Elektrik Yüğü Tahmini, Yapay Zeka Teknikleri, Bulanık Mantık, Doğadan Esinlenen Optimizasyon Algoritmaları.