

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**FARKLI KOKULARIN YAPAY SİNİR AĞLARI VE BULANIK MANTIK
YÖNTEMLERİYLE SINIFLANDIRILMASI**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Elektrik-Elektronik Müh. Ümit ÖZSANDIKCIOĞLU

**OCAK 2016
TRABZON**



KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**FARKLI KOKULARIN YAPAY SİNİR AĞLARI VE BULANIK MANTIK
YÖNTEMLERİYLE SINIFLANDIRILMASI**

Elektrik-Elektronik Mühendisi Ümit ÖZSANDIKCIOĞLU

Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünde

ELEKTRONİK YÜKSEK MÜHENDİSİ

Unvanı Verilmesi İçin Kabul Edilen Tezdir.

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 07 / 12 / 2015

Tezin Savunma Tarihi : 04 / 01 / 2016

Tez Danışmanı : Doç. Dr. Ayten ATASOY

Trabzon 2016

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında
Ümit ÖZSANDIKCIOĞLU tarafından hazırlanan**

**FARKLI KOKULARIN YAPAY SİNİR AĞLARI VE BULANIK MANTIK
YÖNTEMLERİYLE SINIFLANDIRILMASI**

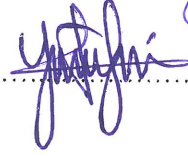
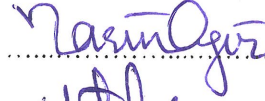
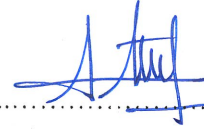
**başlıklı bu çalışma, Enstitü Yönetim Kurulunun 15/ 12/2015 gün ve 1631 sayılı
kararıyla oluşturulan jüri tarafından yapılan sınavda
YÜKSEK LİSANS TEZİ
olarak kabul edilmiştir.**

Jüri Üyeleri

Başkan : Doç. Dr. Ayten ATASOY

Üye : Yrd. Doç. Dr. Yasin OĞUZ

Üye : Yrd. Doç. Dr. Yusuf SEVİM



Prof. Dr. Sadettin KORKMAZ

Enstitü Müdürü

ÖNSÖZ

Bu tez, Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Elektronik Mühendisliği Yüksek Lisans Programı'nda yapılan bir çalışmadır.

Öncelikle yüksek lisans tezi danışmanlığımı üstlenerek, gerek konu seçiminde ve gerekse çalışmaların yürütülmesinde yardımlarını esirgemeyen sayın hocam Doç. Dr. Ayten ATASOY'a en içten teşekkürlerimi sunuyorum.

Bu yüksek lisans çalışması kapsamında üzerinde çalışılan verilerin elde edilmesi için kullanılan elektronik burun düzeneği, Karadeniz Teknik Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi tarafından 2009.112.004.3 proje numarasıyla desteklenen projeye gerçekleştirilmiştir. Desteklerinden dolayı Karadeniz Teknik Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi'ne teşekkürü bir borç bilirim.

Ayrıca bu çalışma boyunca büyük bir hoşgörü ve sabırla bana destek olan, beni bugünlere getiren, en sevdiğim aileme de sonsuz şükran ve teşekkürlerimi sunarım.

Ümit ÖZSANDIKCIOĞLU
Trabzon 2016

TEZ ETİK BEYANNAMESİ

Yüksek Lisans Tezi olarak sunduğum “Farklı Kokuların Yapay Sinir Ağları Ve Bulanık Mantık Yöntemleriyle Sınıflandırılması” başlıklı bu çalışmayı baştan sona kadar danışmanım Doç. Dr. Ayten ATASOY’un sorumluluğunda tamamladığımı, başka kaynaklardan aldığım bilgileri metinde ve kaynakçada eksiksiz olarak gösterdiğimi, çalışma sürecinde bilimsel araştırma ve etik kurallara uygun olarak davrandığımı ve aksinin ortaya çıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul ettiğimi beyan ederim. 04/01/2016

Ümit ÖZSANDIKCIOĞLU

İÇİNDEKİLER

| | Sayfa No |
|--|----------|
| ÖNSÖZ | III |
| TEZ ETİK BEYANNAMESİ..... | IV |
| İÇİNDEKİLER..... | V |
| ÖZET | VIII |
| SUMMARY | IX |
| ŞEKİLLER DİZİNİ | X |
| TABLolar DİZİNİ..... | XII |
| SEMBOLLER DİZİNİ | XIII |
| 1. GENEL BİLGİLER..... | 1 |
| 1.1. Giriş..... | 1 |
| 1.2. Koku Uzayı | 3 |
| 1.3. Biyolojik Koku Algılama Sistemi | 4 |
| 1.4. Elektronik Burun | 6 |
| 1.4.1. Algılayıcı Birim..... | 8 |
| 1.4.1.1. Elektro Kimyasal Sensörler..... | 8 |
| 1.4.1.2. Isıl Sensörler..... | 11 |
| 1.4.1.3. Optik Sensörler..... | 11 |
| 1.4.1.4. Gravimetrik Sensörler | 12 |
| 1.4.2. Dönüştürücü Birim | 12 |
| 1.4.3. Elektronik Birim..... | 13 |
| 1.4.4. İşaret Koşullama Birimi | 13 |
| 1.4.5. İşaret Ön İşleme Birimi | 14 |
| 1.4.5.1. Referans Düzeltme | 14 |
| 1.4.5.2. Boyut İndirgeme..... | 16 |
| 1.4.5.2.1.Öznitelik Çıkarma | 17 |
| 1.4.5.2.2.Öznitelik Alt Kümesi Seçimi | 18 |
| 1.4.6. Örüntü Tanıma Birimi | 18 |
| 1.4.6.1. Akıllı Örüntü Analizi Yöntemleri..... | 19 |
| 1.4.6.2. Çok Katmanlı İleri Beslemeli Ağlar..... | 20 |
| 1.4.6.2.1.Biyolojik Sinir Hücreleri | 21 |

| | | |
|------------------|--|----|
| 1.4. 6.2.2. | Yapay Sinir Hücreleri..... | 22 |
| 1.4. 6.2.3. | Yapay Sinir Ağının Yapısı | 25 |
| 1.4. 6.2.4. | Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme | 26 |
| 1.1.4. 6.2.4.1. | Danışmanlı Öğrenme..... | 28 |
| 1.1.4. 6.2.4.1.2 | Geri Yayılım Algoritması..... | 28 |
| 1.1.4. 6.2.4.2 | Danışmansız Öğrenme..... | 32 |
| 1.1.4. 6.2.4.3 | Takviyeli Öğrenme | 32 |
| 1.4. 6.2.5. | Yapay Sinir Ağı Mimarileri..... | 33 |
| 1.4. 6.2.5.1. | İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları | 33 |
| 1.4. 6.2.5.2 | Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları..... | 33 |
| 1.4. 6.2.6. | Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri..... | 34 |
| 1.4.6.3. | Temel Bileşenler Analizi..... | 35 |
| 1.5. | Bulanık Mantık ve Bulanıklık Kavramı | 38 |
| 1.5.1. | Bulanıklık | 40 |
| 1.5.2. | Bulanık Sistemin Genel Yapısı | 40 |
| 1.6. | k-Katlı Çapraz Doğrulama ve Başarı Ölçümü..... | 44 |
| 2. | YAPILAN ÇALIŞMALAR..... | 46 |
| 2.1. | Referans Gazın Çıkarılması..... | 46 |
| 2.2. | İletkenlik Dönüşümü | 48 |
| 2.3. | Öznitelik Çıkarma..... | 49 |
| 3. | BULGULAR | 62 |
| 3.1. | Yapay Sinir Ağları ile Sınıflandırmaya İlişkin Sonuçlar..... | 62 |
| 3.2. | Bulanık Mantık ile Sınıflandırmaya İlişkin Sonuçlar..... | 80 |
| 4. | SONUÇLAR VE ÖNERİLER | 81 |
| 5. | KAYNAKLAR..... | 82 |
| ÖZGEÇMİŞ | | |

Yüksek Lisans Tezi

ÖZET

FARKLI KOKULARIN YAPAY SİNİR AĞLARI VE BULANIK MANTIK
YÖNTEMLERİYLE SINIFLANDIRILMASI

Ümit ÖZSANDIKCIOĞLU

Karadeniz Teknik Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
Danışman: Doç. Dr. Ayten ATASOY
2016, 87 Sayfa

Bu tez çalışması kapsamında, endüstriyel, askeri, çevresel ve tıbbi uygulamalarda yaygın bir şekilde kullanılan Elektronik Burun cihazının, örüntü tanıma bölümünde Yapay Sinir Ağları (YSA) ve Bulanık Mantık Yöntemleri (BMY) kullanılarak nane, limon, yumurta, çürük yumurta, melek otu kökü, oje, naftalin, gül suyu ve aseton kokuları sınıflandırılmaya çalışılmıştır.

Çalışmada Karadeniz Teknik Üniversitesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümünde üretilmiş bir Elektronik Burun Cihazı kullanılarak elde edilen verilerin sınıflandırılması için aynı verilerin sınıflandırılmasında önceden kullanılmamış olan BMY ile birlikte daha önce YSA ile elde edilen doğruluk değeri bu yöntemde bazı değişiklikler yapılarak yükseltilmeye çalışılmıştır.

Çalışma kapsamında farklı mimari yapılara sahip YSA, gizli katman ve çıktı katmanında farklı aktivasyon fonksiyonları kullanılarak sınıflandırma başarısının değişimi incelenmiştir.

Çalışma kapsamında YSA' nın yanı sıra BMY de kullanılmış ve kullanılan farklı üyelik fonksiyonlarıyla birlikte yöntemin sınıflandırma doğruluğuna etkisi incelenmiştir. Verilerin sınıflandırma başarısının belirlenmesi için Elektronik Burun Cihazının örüntü tanıma bölümünde 5 kat çapraz doğrulama yöntemi kullanılmış ve son olarak bu iki yöntemin incelemesi yapılarak sonuçlar belirlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Elektronik Burun, Sınıflandırma, Örüntü Tanıma, Yapay Sinir Ağları, Bulanık Mantık Yöntemleri.

Master Thesis

SUMMARY

A COM CLASSIFICATION OF DIFFERENT ODORS BY USING ARTIFICIAL
NEURAL NETWORKS AND FUZZY LOGIC METHODS

Ümit ÖZSANDIKCIOĞLU

Karadeniz Technical University
The Graduate School of Natural and Applied Sciences
Electrical-Electronics Engineering Graduate Program
Supervisor: Doç. Dr. Ayten ATASOY
2016, 87 Pages

In this thesis, it is tried to classify smells of mint, lemon, egg, rotten egg, angelica root, nail polish, naphthalene, rose water, and acetone, with electronic nose which is commonly used in industrial, military, environmental and medical applications. Artificial Neural Networks and Fuzzy Logic methods are used in pattern recognition part.

Electronic nose which has been used in this work is designed in Department of Electrical and Electronics Engineering, Karadeniz Technical University. In this work, it is tried to increase accuracy rates of classification of data obtained from the electronic nose by using Fuzzy Logic methods which have not been used before, and by using Artificial Neural Networks which have been used before.

In the study the change of classification performance is investigated by using various activation functions and architectures in Artificial Neural Network's hidden and output layers.

In addition to Artificial Neural Networks, Fuzzy logic methods are used in this study, and effects of membership functions to classification accuracy is investigated. In order to determine classification performance, 5-fold cross validation method is used in pattern recognition part of electronic nose. Consequently the performance of these two methods is analysed and results are given.

Key Words: Electronic Nose, Classification, Pattern Recognition, Artificial Neural Networks, Fuzzy Logic Methods.

ŞEKİLLER DİZİNİ

| | <u>Sayfa No</u> |
|--|------------------------|
| Şekil 1. Henning Piramidi | 4 |
| Şekil 2. Koku alma hücresi genel yapısı..... | 5 |
| Şekil 3. Koku Algılama Sistemi | 5 |
| Şekil 4. Elektronik burun ile biyolojik burun ilişkisi | 7 |
| Şekil 5. Sensörlerden elde edilen aseton kokusuna ait ham işaret..... | 15 |
| Şekil 6. Fark referans düzeltme uygulanmasıyla elde edilen işaret..... | 16 |
| Şekil 7. Sensörlerden elde edilen işaretlerin işaret işleme aşamaları | 18 |
| Şekil 8. Biyolojik Sinir Hücresi ve Bileşenleri..... | 21 |
| Şekil 9. Yapay Sinir Hücresi | 22 |
| Şekil 10. Çalışmada kullanılan aktivasyon fonksiyonları | 24 |
| Şekil 11. Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağı modeli | 25 |
| Şekil 12. İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağı Blok Diyagramı | 33 |
| Şekil 13. Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağı Blok Diyagramı | 34 |
| Şekil 14. Yeşil, siyah ve mavi bulanık renk kümeleri..... | 40 |
| Şekil 15. Bulanık sistemlerin genel yapısı | 41 |
| Şekil 16. Üçgen üyelik fonksiyonu genel yapısı | 42 |
| Şekil 17. Gauss üyelik fonksiyonu genel yapısı..... | 42 |
| Şekil 18. Çan üyelik fonksiyonu genel yapısı | 43 |
| Şekil 19. Alanların merkezi duurlaştırma yöntemi..... | 44 |
| Şekil 20. Sensörlerden elde edilen işaretin işleme aşamaları | 46 |
| Şekil 21. Sensörlerden elde edilen ham işaret ve işlenmiş işaret | 47 |
| Şekil 22. Aseton kokusu uygulanan sensörlerin iletkenliğinin değişimi..... | 48 |
| Şekil 23. Aseton kokusuna ait iletkenlik işaretinin temel bileşeni | 51 |
| Şekil 24. d1 ve d2 büyüklüklerinin kullanılmasıyla elde edilen saçılım grafiği | 52 |
| Şekil 25. d1 kesin girişi için çan üyelik fonksiyonları..... | 53 |
| Şekil 26. d2 kesin girişi için çan üyelik fonksiyonları | 54 |
| Şekil 27. Kesin çıkış değerinin hesaplanması için kullanılan çan üyelik fonksiyonları..... | 55 |
| Şekil 28. d1 kesin girişi için üçgen üyelik fonksiyonları..... | 55 |
| Şekil 29. Şekil 28' de bulunan üyelik fonksiyonlarının ayrıntılı gösterimi..... | 56 |
| Şekil 30. d2 kesin girişi için üçgen üyelik fonksiyonları..... | 56 |

| | |
|--|----|
| Şekil 31. Şekil 30' da bulunan üyelik fonksiyonlarının ayrıntılı gösterimi..... | 57 |
| Şekil 32. Kesin çıkış değerinin hesaplanması için kullanılan üçgen üyelik fonksiyonları. | 57 |
| Şekil 33. d1 kesin girişi için kullanılan Gauss üyelik Fonksiyonları..... | 58 |
| Şekil 34. d2 kesin girişi için kullanılan Gauss üyelik fonksiyonları..... | 59 |
| Şekil 35. Kesin çıkış değerinin hesaplanması için kullanılan üçgen üyelik fonksiyonları. | 60 |

TABLolar DİZİNİ

Sayfa No

| | |
|---|----|
| Tablo 1. E-burun uygulamalarında kullanılan sensörler | 9 |
| Tablo 2. E-Burunda literatürde kullanılan sınıflandırma yöntemleri | 20 |
| Tablo 3. Literatürde kullanılan birleştirme fonksiyonları | 23 |
| Tablo 4. Geri yayılım algoritması kapsamında kullanılan simgeler ve tanımlar..... | 30 |
| Tablo 5. Bulanık Mantık Yöntemiyle Sınıflandırmaya için kullanılan kural tablosu..... | 61 |
| Tablo 6. 1 numaralı özniteliğe ait sonuçlar | 63 |
| Tablo 7. 2 numaralı özniteliğe ait sonuçlar | 64 |
| Tablo 8. 3 numaralı özniteliğe ait sonuçlar..... | 65 |
| Tablo 9. 4 numaralı özniteliğe ait sonuçlar..... | 66 |
| Tablo 10. 5 numaralı özniteliğe ait sonuçlar..... | 67 |
| Tablo 11. 6 numaralı özniteliğe ait sonuçlar..... | 68 |
| Tablo 12. 7 numaralı özniteliğe ait sonuçlar..... | 69 |
| Tablo 13. 8 numaralı özniteliğe ait sonuçlar..... | 70 |
| Tablo 14. 9 numaralı özniteliğe ait sonuçlar..... | 71 |
| Tablo 15. 10 numaralı özniteliğe ait sonuçlar..... | 72 |
| Tablo 16. 11 numaralı özniteliğe ait sonuçlar..... | 73 |
| Tablo 17. 12 numaralı özniteliğe ait sonuçlar..... | 74 |
| Tablo 18. 13 numaralı özniteliğe ait sonuçlar..... | 75 |
| Tablo 19. 14 numaralı özniteliğe ait sonuçlar..... | 76 |
| Tablo 20. 15 numaralı özniteliğe ait sonuçlar..... | 77 |
| Tablo 21. 16 numaralı özniteliğe ait sonuçlar..... | 78 |
| Tablo 22. 17 numaralı özniteliğe ait sonuçlar..... | 79 |
| Tablo 23. Bulanık Mantık Yöntemiyle sınıflandırmaya ait sonuçlar..... | 80 |

SEMBOLLER DİZİNİ

| | |
|-----------------|--|
| w | Nöronlar arasındaki bağlantılar |
| x | Yapay Sinir Ağı için giriş değeri |
| y_k | Yapay Sinir Ağı için çıkış değeri |
| S | Bir Yapay Sinir Hücresi için net çıktı değeri |
| n | Girdi nöronu sayısı |
| m | Çıktı katmanındaki nöron sayısı |
| T_s | Yapay Sinir Ağlarında hedef çıkış vektörü |
| E | Yapay Sinir Ağlarında hata değeri |
| δ_k | Çıktı nöronunda oluşan hata için, çıktı katmanı ile gizli katman arasındaki ağırlıkları düzeltme payı. |
| δ_j | Çıktı nöronunda oluşan hata için, gizli katman ile girdi katmanı arasındaki ağırlıkları düzeltme payı. |
| H | Öğrenme oranı. |
| Λ | Momentum katsayısı. |
| w_{0j} | j . Gizli nöron için eşik değeri ağırlığı. |
| Z_j | j . Gizli nöron için çıktı değeri. |
| v_{0k} | k . Çıktı nöronu için eşik değeri ağırlığı. |
| o_k | k . Çıktı nöronu için çıktı değeri. |
| $\text{Var}(X)$ | X matrisinin varyansı |
| $\text{Cov}(X)$ | X matrisinin kovaryansı |
| S | Varyans Kovaryans Matrisi |
| λ | Varyans Kovaryans Matrisinin özdeğerleri |
| SBO | Sınıflandırma Başarı Oranını |
| $V_{n,s}^R(t)$ | Sensörlerden elde edilen ve referansı düzenlenmiş işaret |
| $G_{n,s}^R(t)$ | Referansı düzenlenmiş ve iletkenliğe dönüştürülmüş işaret |
| V_C | Sensörlerin besleme gerilimi |

| | |
|--------|---|
| YSA | Yapay Sinir Ađı, Yapay Sinir Ađları |
| BMV | Bulanık Mantık Yöntemi, Bulanık Mantık Yöntemleri |
| MOS | Metal Oxide Semiconductor |
| MOSFET | Metal Oxide Semiconductor Field Effect Transistor |
| SPR | Surface plasmon resonance |
| QCM | Quartz Crystal Microbalance |
| SAW | Surface Acoustic Wave Sensors |
| GA | Genetik Algoritma |
| GNS | Gizli Nöron sayısı, |
| EA | Eđitim algoritması, |
| GKAF | Gizli katman aktivasyon fonksiyonu, |
| ÇKAF | Çıktı katmanı aktivasyon fonksiyonu, |
| EBBO | En büyük başarı oranı, |
| EKBO | En küçük başarı oranı, |
| OBO | Ortalama başarı oranı, |
| BOSS | Başarı oranı standart sapması |

1. GENEL BİLGİLER

1.1. Giriş

Elektronik Burun insanların koku alma sistemlerinden esinlenerek geliştirilmiş algılayıcı birim ile kokuları ve uçucu bileşenleri algılayıp, yapısında bulunan yapay zeka ve örüntü tanıma alt sistemleriyle birlikte bu koku ve bileşenleri ayırt edebilen cihazlardır [1]. Elektronik burunlar insan burnunun özelliklerini en iyi şekilde taklit etmek için üretilmiş cihazlardır ve basit ya da karmaşık kokuları algılamada ve ayırt etmekte oldukça etkilidirler.

Özellikle son 20 yılda elektronik burun, kimya mühendisliği, meyve sebze üretimi ve kozmetik sanayii gibi birçok sektörde karşılaşılan problemleri çözebilme yeteneğinden dolayı araştırmacıların son derece dikkatini çekmiştir. Günümüzde dünyada birçok şirket farklı uygulamalarda kullanılmak üzere elektronik burunlar tasarlamakta ve üretip satmaktadır [2].

İnsan burnu karbon monoksit ve karbondioksit gibi bazı gazları algılayamamakta ve biyolojik yapısından dolayı belirli bir zaman sonra yorgunluk durumunun oluşmasıyla birlikte koku algılama görevini yerine getirememektedir. Elektronik burunlar yapısında bulunan sensörlerin özelliklerine bağlı olarak insan burnunun algılayamadığı seviyelerdeki kokuları algılayabilmenin yanı sıra koku moleküllerinin hangi kimyasallardan oluştuğuna da karar verebilmektedir [2].

Elektronik burunların kullanıldığı alanların başında yiyecek ve içecek sektörü gelmektedir. Yiyecek denetimi birçok temel bilim içerdiğinden dolayı karmaşık bir işlemdir. Örneğin elektronik burun ile çay üretimi yapılan bir fabrikada, çayın mayalanma aşaması elektronik burun ile tespit edilebilirken [3,4], et, süt, meyve ve sebze üretiminde ve depolanmasında ürünlerin tazeliği ve temizliğinin denetlenmesinde elektronik burunlar oldukça etkili bir şekilde kullanılmaktadır. [5,6]

Yiyecek sektörünün dışında çevresel uygulamalar ve denetimlerde de elektronik burunlar geniş bir kullanım alanına sahiptirler. Tarımsal ve endüstriyel uygulamaların sonucunda oluşan atıklar toprak tarafından emildikten sonra yeraltı sularını kirletmekte veya nehirler ve akarsular tarafından taşınarak hem kendisini taşıyan akarsuları kirletmekte hem de taşındığı bölgedeki yaşamı olumsuz yönde etkilemektedir. Elektronik burunlar kullanılarak endüstriyel ve tarımsal faaliyetler çevrimiçi veya çevrimdışı bir şekilde

izlenerek, bu faaliyetlerin çevreye olumsuz etkisi en aza indirilmeye çalışılabilir. Elektronik burunların çevresel takipte en çok kullanıldığı alanların başında ise hava kirliliğinin denetlenmesi gelmektedir [7]. Özellikle kağıt fabrikaları, kömür ve diğer fosil yakıtların kullanılarak elektrik üretiminin yapıldığı santrallerde, boya fabrikalarında, atık su arıtımının yapıldığı işletmeler başta olmak üzere havayı kirleten gazların salınımının gerçekleştirildiği işletmeler elektronik burunlar kullanılarak anlık olarak izlenebilir ve ihtiyaç duyulan durumlarda gereken müdahaleler zamanında gerçekleştirilebilmektedir.

Elektronik burunların etkili bir şekilde kullanıldığı alanlardan birisi de sağlık alanıdır. Birçok hastalığın, yapılan deneyler sonucunda belirli karakteristik kokularla tanımlanabileceği belirlenmiştir ve bu özellik elektronik burun kullanılarak hastalara teşhis konulmasının önünü açmış ve erken tanı ve tedavi anlamında büyük bir avantaj sağlamıştır. Yapılan deneyler sonucunda ayrıca bilinmektedir ki birçok bakteri türü gelişirken işleyen metabolizmaları sonucunda kendilerine özgü kokular üretmektedirler ve bu durum da insan nefesinin incelenmesiyle birçok hastalığın önceden teşhisine ve hızlı bir şekilde tedavi edilmesine olanak sağlamaktadır. Örneğin yapılan deneyler göstermiştir ki şeker hastalarında, özellikle kandaki şeker miktarı oldukça yükseldiğinde nefeslerinde oldukça fazla miktarda keton bileşenine rastlanmakta ve bu keton oranının hastanın etrafında bulunan kişiler tarafından dahi nefesindeki kokuyu değiştirebildiği bilinmektedir [8]. Yine akciğer kanseri hastalığının erken teşhisi, hastanın erken tedaviyle birlikte yaşama şansının artırılacağı bilindiğinden, elektronik burun uygulamalarında oldukça incelenen bir konudur. Nefes ve nefes içerisindeki moleküllerin oluşturulduğu organ olan akciğerlerde oluşan akciğer kanseri ve astım gibi hastalıkların elektronik burunlar kullanılarak önceden teşhis edilmesi de oldukça üzerinde çalışılan bir konudur [9].

Elektronik burunlar temas gerektirmeyen çevrim içi denetleme ve gözetleme işlemlerinde de önemli derecede potansiyele sahiptir. Günümüz toplumlarında biyolojik ürünlerin kalitesi çok önemli bir yere sahiptir. Örneğin önceki yıllarda yaşanmış olan deli dana hastalığı sonucunda birçok insanın hayatını kaybetmesi, hazır gıda üretim süreçlerinin gözetlenmesi işlemlerinin gerekliliğini gözler önüne sermiştir. Hazır gıda ve biyoteknoloji endüstrisindeki birçok biyolojik süreçte elektronik burunların kullanımı için oldukça uygundur. Bunun nedeni, yapılan işlemlerin yüksek konsantrasyonda aromatik bileşik veya mikroorganizma içermesidir. Gerçek zamanlı gözetleme işlemi yüksek düzeyde sistem entegrasyonu, kararlılık ve bilgi keşfi gerektiren sistemlere ihtiyaç duymaktadır ve bu tip

süreçlerde kimyasal ve biyolojik tesisler çok giriş ve çok çıkışı bulunan oldukça karmaşık doğrusal olmayan sistemler içermektedirler [2].

Elektronik burun cihazlarında kullanılan sensörlerin uygulamaya yönelik olarak seçilmeleri bu cihazların oldukça farklı uygulamalar için kullanılabilir olmalarını sağlamaktadır. Ortamdaki zararlı gazların seviyelerinin fark edilmesi için elektronik burunlar kullanılmaktadır. Bu uygulamaların içinde otomobillerin olmalarının yanı sıra uzay araçları da bulunmaktadır. Ortamdaki havanın kalitesini ölçebilen bir elektronik burun cihazı NASA'nın uzay mekiği olan Flight STS-95 de kullanılmıştır.

Bu çalışmalara ek olarak elektronik burunların farklı kullanım alanları da bulunmaktadır. Örneğin gerçekleştirilen bir gezgin elektronik burun ile kokunun kaynağına yönelebilen elektronik burunlar gerçekleştirilmiştir [10,11]. Elektronik burunların çamaşır makinelerine entegre edilmesiyle, çamaşırların hangi düzeyde kirli olduğunu belirleyen ve buna bağlı olarak hangi yıkama programında yıkanmalarını belirleyen çamaşır makineleri geliştirilmiştir [12]. Elektronik burunlara dair üzerinde çalışılan farklı konulardan biri de algıladığı kokuyu yeniden üretebilen cihazların geliştirilmesidir. Geliştirilecek olan bu cihazların televizyon ve internet teknolojisine eklenebilmesi de yapılan çalışmalar arasında bulunmaktadır [13,14].

1.2. Koku Uzayı

İlk olarak Linnaeus 1752 yılında kokuları aromatik, ıtırılı (fragrant), nefis kokular (ambrosial), sarımsak soğan kokuları (alliacous), keçi kokuları (hircine), iğrenç kokular (repulsive) ve mide bulandırıcı kokular (nauseous) olmak üzere 7 gruba ayırdı [15]. 1916 yılında ise Henning birincil kokular üzerinde çalıştı ve kokuları tanımlamak için Şekil 1.'deki 6 köşeli prizmayı kullanarak kokuları birbirleri arasında çürük kokular (putrid), ıtırılı kokular, baharatlı kokular (spicy), çamsakızı kokular (resinous), yanık kokular (burned) ve çok hafif kokular (ethereal) olarak ayırt etmeye çalıştı [16].



Şekil 1. Henning Piramidi [16].

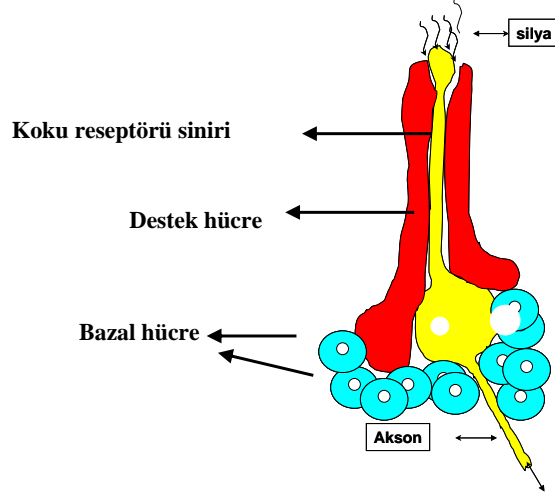
Ancak bütün kokuları, çalışmasında kullandığı prizmanın köşelerine yerleştiremediği için bu yöntem çok fazla ilgi görmedi. 1968 yılına gelindiğinde Woskow ve Shiffman çok boyutlu ölçekleme yöntemiyle birlikte kokuları analiz etmeye çalışmıştır [17]. 2000 yılında ise Chee-Ruiter iki kokunun birbirlerine ne kadar benzediğini (1) denklemindeki formülle açıklamıştır [19].

$$I=P(A | B).P(B | A) \quad (1)$$

(1) denkleminde I, A ile B kokusu arasındaki yakınlığın ölçüm bilgisidir [19].

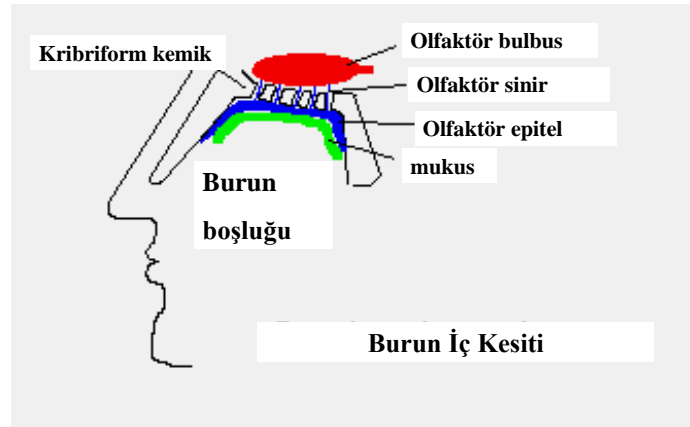
1.3. Biyolojik Koku Algılama Sistemi

En basit bakteriden en karmaşık memelilere kadar tüm canlı organizmalar çevrelerinde bulunan kimyasallara tepki verirler. Kimyasal işaretler, beslenme, yer yön tayini, doğal davranışlar, ateş, gaz, bozulmuş besinler gibi canlılara zarar verebilecek çevresel koşulları algılamak için çok önemli rol oynarlar. Daha gelişmiş organizmalarda özel kimyasal algılama sistemleri gelişmiştir (koku ile tat alma), bu canlılarda geniz boşluğundaki reseptörlerle ağız boşluğundaki reseptörler anatomik olarak yer değiştirmiştir. Koku algılama hücresi genel itibariyle 3 ana bölümden oluşmaktadır. Bu bölümler Şekil 2’ de görüldüğü gibi hücre gövdesi, tüycükler (silya) ve akson uzantısıdır.



Şekil 2. Koku alma hücresi genel yapısı [18].

Koku algılama geniz boşluğunun üst kısmında bulunan özel reseptörlerin koku molekülleri tarafından uyarılması sonucunda oluşur. Bir insanın koku algılama sistemi Şekil 3.' Te verilmektedir. Koku yayan uçucu moleküllerin moleküler ağırlığı 300 daltondan daha küçüktür. Şimdiye kadar bilinen moleküler ağırlığı en büyük olan kokulu madde 296 daltonluk ağırlığıyla Labdanedir. Yapı olarak koku yayan moleküllerin çeşitleri arasında organik asitler, alkoller, aldehitler, amitler, aminler, aromatikler, esterler, eterler, karışık gazlar, hidrokarbonlar, ketonlar, nitriller, nitrojen içerikli bileşikler, fenoller ve sülfür içerikli bileşikler bulunmaktadır. Koku almaya yarayan reseptörlerle koku yayan bileşiklerin tepkimeye girmesi sonucunda oluşan işaretler beyinde bulunan koku soğanına gönderilir.



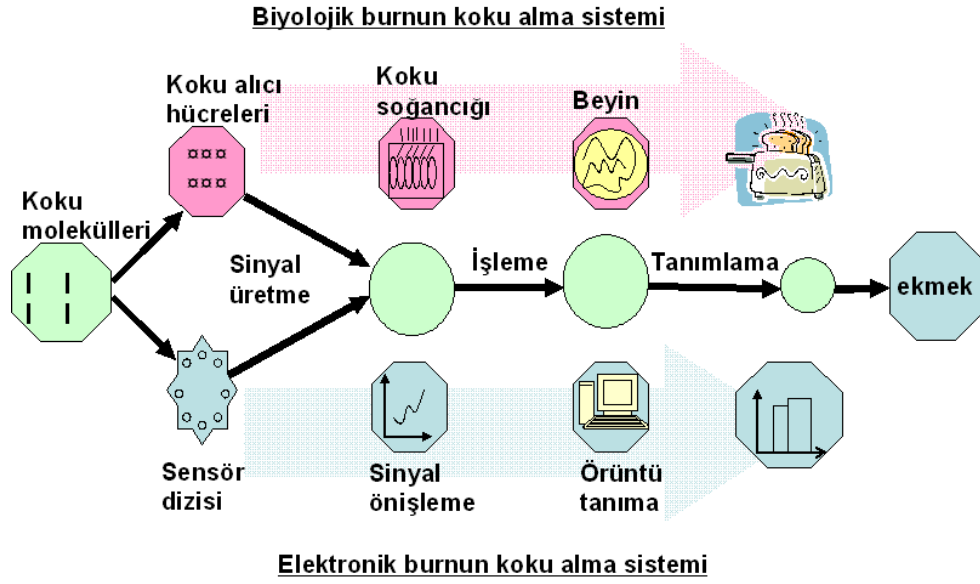
Şekil 3. Koku Algılama Sistemi [18].

Koku algılama sistemi çok hassas bir sistemdir ve çok düşük yoğunluktaki kimyasallara karşı tepki verebilmektedirler. Tek bir nefes alma işleminde uçucu bileşiklerin yalnızca %2 si algılayıcılara ulaşmaktadır ancak buna rağmen bazı kükürtlü organik bileşiklerin sadece 40 molekülüne bile kokunun algılanması için yeterlidir [20,21]. Bazı bileşikler milyarda bir hatta trilyonda birden daha az yoğunluklarda dahi algılanabilmektedirler. Nefes alıp verme işleminin doğasından dolayı koku yayan bileşiklerin koku algılayıcılara ulaşması oldukça kolay bir işlemdir. Ortalama olarak bir insan dakikada 15 kez nefes alır ki bu da bir günde 21 600 kez nefes alma anlamına gelmektedir. Her nefeste 0,5 litre havanın hareket ettiği düşünülürse her gün bir insan için 10 800 litre havanın koku alma sisteminden geçtiği hesaplanabilir. Çoğu koku algılama işlemi tek bir bileşen yerine yüzlerce bileşiğin bir araya gelmesi sayesinde oluşur. İnsan koku algılama sistemi bir karışım içinde bulunan kokuları tek tek algılama konusunda çok iyi değildir. Bunun nedeni aslında koku algılama sisteminin yapısından gelmektedir.

Koku algılandığında oluşan hisler genel olarak tanımlayıcı açıklamalarla birlikte verilmektedirler ve bunlar genel olarak kükürtlü, tatlı, floral ve topraksı şeklinde adlandırılmaktadırlar. Kokuların ayırt ediciliklerini sağlayan bileşikler çok geniş ölçekte değişmektedir, örneğin parfümlerde kullanılan kimyasalların sayısı 8000 ile 10 000 arasında değişmektedir. Hatta bu sayı parfümün kalitesine bağlı olarak daha da artabilmektedir. Koku algılama sistemi yapısında bulunan algılayıcılar sayesinde çok büyük sayılarda olan bu kimyasalları algılar ve ayırt edebilir. İnsanlarda kokuları algılamak için protein yapılarına bağlı olarak yüzlerce farklı türde algılayıcı bulunmaktadır ve bu algılayıcılar sayesinde insanlar çok karmaşık halde bulunan moleküler yapıları dahi algılayabilmektedir.

1.4. Elektronik Burun

Elektronik burun biyolojik koku alma sistemini taklit etmek için üretilmiş bir cihazdır. Elektronik burunlarda hem kimyasal algılama işlemi hem de veri işleme sistemi bulunmaktadır ve sahip olduğu bu özelliklerle basit ya da karmaşık, ortamdaki birçok kokuyu algılayabilmektedir. Genel olarak elektronik burunların yapıları biyolojik burunun yapısıyla eşleşmektedir ve bu iki yapı Şekil 4' te karşılaştırmalı olarak gösterilmektedir.



Şekil 4. Elektronik burun ile biyolojik burun ilişkisi [1].

Şekil 4’te de görüldüğü gibi biyolojik burunda bulunan koku algılayıcıları, koku soğanı ve beyinin yerini elektronik burunlarda sırasıyla kimyasal bileşenlerle girdikleri tepkime sonucu elektriksel işaretler üreten sensör dizisi, işaret ön işleme birimi ve örüntü tanıma işlemi almaktadır.

Genel olarak, sensör dizisinde bulunan sensörlerin kendi özelliklerine ve tepkimeye girdikleri kimyasal bileşene bağlı olarak bir takım özellikleri değişir (direnç, kapasite vb.) ve böylece sensörden uygulanan kimyasal bileşenin özelliğine bağlı olarak çeşitli elektriksel işaretler elde edilir. Ardından elde edilen bu işaretlerin işaret ön işleme bölümünde bazı düzeltme ve değiştirme işlemlerine tabi tutulurlar (filtreleme, yükseltme, fark alma vb.) ve en sonunda da uygun örüntü tanıma algoritması kullanılarak sınıflandırma işlemi gerçekleştirilir.

Veri analizi, makine öğrenmesi ve kemometri fizik, kimya ve mühendislik alanında oldukça fazla kullanılmaktadır ve bu nedenle elektronik burunlarda da çok sayıda örüntü tanıma algoritmaları kullanılmaktadır. Hangi örüntü tanıma algoritmasının kullanılacağına belirlenmesi için öncelikle incelenecek olan verinin özelliği iyi bir şekilde anlaşılmalıdır.

1.4.1. Algılayıcı Birim

Algılayıcı birimin temel elemanı kimyasal sensörlerdir. Bir kimyasal sensör kimyasal bir büyüklüğü bu büyüklüğün özelliğine bağlı olarak bir elektriksel işarete dönüştürür ve böylece sınıflandırılacak olan elektriksel işaret elde edilmiş olur.

1.4.1.1 Elektro Kimyasal Sensörler

Elektro Kimyasal sensörler temel olarak yapılarında bulunan metal oksit yarı iletkenlerin ya da organik iletken polimerlerin kimyasal bileşenlerle girdikleri tepkimelerin sonucunda iletkenliklerinin değişimi ilkesine bağlı olarak çalışır. Kimyasal sensörler fiziksel sensörlerden oldukça farklıdır. Fiziksel sensörler kullanılarak yaklaşık olarak toplamda 100 büyüklük ölçülebiliyorken kimyasal sensörlerde bu sayı oldukça fazladır. Tablo 1’de elektronik burun uygulamalarında sıklıkla kullanılan sensörler ve özellikleri verilmektedir.

Metal oksit yarı iletken sensörler elektronik burun uygulamalarında oldukça fazla kullanılmaktadır. Bu sensörler ilk olarak 1968 yılında Taguchi tarafından ticari hale getirilmiştir ve içerisinde ısıtıcı bir bobin bulunduran bir silindirik yapıdan oluşmaktadır. Sensörün dış yüzeyi metal oksitle kaplanmıştır, metal oksit olarak genellikle kalay oksit (SnO_2) tabakası kullanılırken bu tabakaya da az miktarda Paladyum (Pd) veya Platin (Pt) karıştırılmaktadır. Metal oksit olarak kalay oksidin yanı sıra çinko oksit (ZnO) tungsten oksit (Wo_3) ve titanyum oksit (Tio_2) de kullanılmaktadır. Algılanacak olan gaz ile tepkimeye girdiğinde üzerinde yükseltgenme tepkimelerinin gerçekleştiği metal oksidin direnci değişir. Bu tepkime aşamaları yükseltgenme ve indirgenme tepkimeleriyle açıklanabilir. Oksidasyon aşamasında havadaki oksijen metal okside tutunur ve iletken banttaki elektronların yakalanması sonucunda sensörlerin direnci artar. İndirgenme aşamasında ise metal oksidin yüzeyine tutunan elektronlar algılanacak olan uçucu organik bileşenlerle tepkimeye girerler ve bunun sonucunda yükseltgenme aşamasında iletken banttaki elektronlar yeniden iletken banda geri dönerler. Dirençlerdeki değişim metal oksidin tanecik büyüklüğüne bağlı olduğu gibi, algılayıcı metal oksit yüzeyindeki tutunmuş bulunan oksijene de bağlıdır. Sensörün seçiciliği ise sensörün çalışma koşullarına ve katalist görevi gören metalin cinsine de bağlıdır. MOS sensörler genel olarak 300-500 °C arasında çalışmaktadırlar ve bu işlem

sensörün hızlı bir şekilde tepki vermesini ve tepkimeler sonucunda ortaya çıkan suyun sensör yüzeyine zarar vermemesini sağlar.

Tablo 1. E-burun uygulamalarında kullanılan sensörler [1].

| Prensip | Ölçülen Büyüklik | Sensör Tipi | |
|------------------------------|---------------------|---|--------------------------------|
| | | İletkenlik ölçümüne dayalı | İletkenlik |
| | İletken polimer | | |
| Kapasitif | Kapasite | Kimyasal kapasite | Polimer |
| Gerilim değişimine dayalı | Gerilim | Kimyasal diyot | Şotki diyot |
| | I-V / V-C | Kimyasal transistör | MOSFET |
| Isıl ölçüme dayalı | Sıcaklık | Isıl Kimyasal Sensör | Termistör, termokupl |
| Ağırlık ölçümüne dayalı | Piezoelektrik | Kütle hassasiyetine dayalı kimyasal sensör | QCM, SAW |
| Işınsal | Işığın kırılması | Titreşimli tip kimyasal sensör | SPR |
| | Yoğunluk/tayf | Fiber optik kimyasal sensör | Floresan, kimyasal ışıldama |
| Akım ölçümüne dayalı | Akım | Toksik gaz sensörü | Elektrokatalist |

Sensörlerin hassasiyeti sensörün çalışma sıcaklığına oldukça bağlıdır ve iyi bir sıcaklık düzenlemesi sensörün ayırt ediciliğini oldukça artırmaktadır. Taguchi metal oksit kimyasal sensörler yüksek sıcaklık değerlerinde çalıştıklarından dolayı yaklaşık olarak 800 mW değerinde güç harcarlar ve bu da kullanıcılar için aşılması gereken bir dezavantajdır. Bu nedenden dolayı metal oksit sensörlerin boyutlarını küçültme, harcadığı enerji değerini küçültme işlemleri üzerinde önemli çalışmalar yapılmaktadır. İnce film katmanlı yapıya sahip metal oksit sensörler yüksek hızlı tepki yeteneği ve sağladığı hassasiyet oranının

yüksek olmasıyla kalın metal oksit katmanlı sensörlere karşı üstünlük sağlamaktadır, ancak kalın film kullanan sensörler de üretim kolaylığı sağlamaktadır. Son yıllarda MOS sensörlerin boyutlarını küçültülmesi için önemli çalışmalar yapılmaktadır ve MOS sensörlerin mikrofabrikasyon işlemi ile birçok sensörün tek bir cip içerisine yerleştirilme işlemi gerçekleştirilmektedir. Gardner ve diğ. 16,2 mm ve 4,25 mm boyutlarında bir entegre devrenin içerisine 6 MOS sensörün yerleştirilmesiyle gerçekleştirilen deneyler yapmışlardır [22].

İlk ticari elektronik burunlarda iletken polimer sensörler kullanılmaktaydı ve bu sensörler birçok elektronik burun uygulamasında da kullanılmaktadır. Bu sensörler, uçucu organik bileşenlerle tepkimeye girdiklerinde dirençlerinin değişimi esasına bağlı olarak çalışmaktadırlar. Bu tip sensörlerde en çok kullanılan polimer malzemeler ise polipirol, polianilin, politiyofen ve poliasetilendir. Metal oksit sensörlerden farklı olarak oda sıcaklığında çalışırlar ancak hassasiyetleri 0.1 ile 100 ppm arasındadır. Bu tip sensörlerin en önemli dezavantajı zamanla oksidasyon işlemleriyle birlikte sensörlerde kullanılan polimerde oluşan nem ve sensör kaymalarıdır.

MOSFETler gaz algılama işlemi için ilk olarak 1975 yılında kullanıldı ve hidrojen gazının algılanması üzerinde duruldu. MOSFET sensörlerde oksit yalıtkan için tercih edilen malzeme genel olarak SiO_2 'dir. MOSFETlerde metal olan gate ucuna bir gerilim uygulandığında kaynak terminalinden akaç terminaline bir akım akması sağlanır. MOSFETlerin gazlarla tepkimeye girmeleri sonucunda metal gate ucundaki direnç değişimiyle birlikte MOSFETlerin gate ucundaki gerilim değişimi sensör cevabı olarak incelenir. MOSFETler mikro elektronik tekniklerinin kullanımıyla 1,5mm ye 1,5mm gibi çok küçük boyutlarda üretilmektedirler 150 °C dereceye kadar çalışabilmektedirler. Son zamanlarda silikon karbür temelli mosfetler üzerinde çalışmalar yoğunlaşmaktadır. Bu sensörler silikon tabanlı sensörlere göre çok daha yüksek sıcaklık değerlerinde çalışabilmektedirler.

Gerilim ölçümüne dayalı sensörlerin yanında akıma dayalı sensörlerde elektronik burun uygulamalarında kullanılmaktadırlar. Bu tip sensörlerde genellikle platinyum ve altın metalleri bulunmaktayken ve SO_2 , NO, CO_2 gazlarının algılanmasında oldukça kullanılmaktadırlar. Sabit gerilim altında tepkimeye girdikleri kimyasalın özelliğine bağlı olarak verdikleri akım değerindeki değişimin incelenmesi temeliyle kullanılırlar. Ppm (Milyonda bir, Part per million) seviyesindeki gaz yoğunluklarında çıkış akımları mikro

veya piko amper seviyelerinde olmaktadır. Bu sensörlerin sağladığı en önemli avantajlar ise yüksek hassasiyet, düşük maliyet ve kullanım ömürlerinin uzun olmasıdır.

1.4.1.2. Isıl Sensörler

Isıl sensörler yanıcı gaz sensörleri ya da katalitik çubuk olarak ta adlandırılır. Bu sensörler yapılarında bulunan katalizör çubuğun ince sargılar haline getirilmesiyle oluşturulur. Yapılarında rezistif bir termometre gibi davranan platin kablolar bulunmaktadır. Sıcaklığı 500 °C ye kadar yükseltildiğinde sensörün hidrokarbonla teması sonucunda katalitik oksidasyon tepkimesi oluşur ve bu durumda ortamdan bir miktar ısı transfer edilir. Bu transfer edilen ısı nedeniyle Platin kablonun direnci değişir. Isıl sensör devreleri genellikle bir Wheatson köprü devresine yerleştirilerek platinyum kabloda meydana gelen direnç değişimiyle birlikte algılanmak istenen gazların değişimi incelenir.

1.4.1.3. Optik Sensörler

Kimyasal algılamada optik sensörler çok geniş bir alana yayılmaktadır. Elektronik burunlar üzerinde kaydedilen ilerlemelere bağlı olarak optik sensörler üzerinde de önemli çalışmalar yapılmıştır. Optik sensörler daha önce anlattığımız sensörlerden farklı olarak ölçüm yaparken hem yoğunluk hem de dalga boyu bilgisini aynı anda elde edebilmektedir. Bu tip sensörlerin en çok kullanılan çeşitleri florasan sensörler, yansıtıcı sensörler ve emilim sensörleridir. Florasan sensörler genellikle yapılarında optik fiberleri kullanırlar. Uygulamada kullanılan optik sensörlerin çoğunda ışık kaynağının sensör elemanına bağlantısı için kullanılırlar. İlk elektronik burun yapısında kullanılan fiber optik sensörlerde, fiberler polimer boya ile kaplanmıştı. Kullanılan polimerlerin ve boyaların değişimi farklı kimyasalların algılanmasını ve sensörün hassasiyetinin değiştirebilmektedir.

1.4.1.4. Gravimetrik Sensörler

Piezoelektrik kristaller optoelektronik cihazlarda, elektronik devrelerde, haberleşme elektroniği devrelerinde kullanılan filtre devrelerinin yapısında, sıvı ve gaz algılayıcı cihazlarda kullanılmaktadır. Gazların algılanmasında en çok kullanılan piezoelektrik malzeme kuartzlar ve LiNbO_3 tür. Ama bu malzemelerin yanı sıra Kütle Ses Dalgası (KSD), Yüzey Ses Dalgası (YSD) ve bükülgen Plaka dalgası (BPD) sensörleri de oldukça kullanılan piezoelektrik sensörlerdir. Kütle ses dalgası sensörlerinde kullanılan kuartz malzemeye altın plakalar yerleştirilir ve sensör temel frekansı kristal üzerindeki malzemenin kütlesine bağlı olarak değişiklik gösterir. Genel olarak bu sensörlerin temel frekansı 10 ile 30 MHz arasında değişmektedir ve kristal üzerindeki malzemenin kütlesinin 1ng değişimi sensörler yardımıyla üretilen işaretin frekansının 1Hz değişmesine neden olur. Yüzey ses dalgası sensörler ilk olarak 1979 yılında kullanılmıştır. Bu sensörler ince bir filmle kaplanır ve ardından sensörün gaz ile temasından dolayı yüzey üzerinde kalan maddeler dolayısıyla kütle değişimi meydana gelmektedir. Kütle değişiminde meydana gelen bu değişim sensörün rezonans frekansında değişiklikler oluşturmaktadır. Piezoelektrik sensörlerin bir örneği de Bükülgen Plaka Dalgası sensörleridir. Bu sensörlerde yüzey ses dalgası sensörlerine benzer şekilde çalışırlar. Yapılarında polimerler ve transdüser elemanları kullanır. Sensörün yapısında kullanılan polimer malzemeye çinko oksit ile silikon püskürtülür. Bu tip sensörlerde daha düşük frekanslar kullanılır ve içerisinde kullanılan devrelerin düşük enerji harcamasına ve düşük gürültü seviyesinde çalışmasına dikkat edilir.

1.4.2. Dönüştürücü Birim

Elektronik burunlarda dönüştürücü birim, sensörlerden elde edilen bilginin elektriksel işarete çevrilmesi görevini yerine getirir. Dönüştürücü birim olarak daha önce yapılan çalışmalar arasında çeşitli devreler bulunmaktadır. Bu devreler arasında en çok kullanılanlar ise doğru akım veya alternatif akım köprüleri ve gerilim bölücü devreleridir ancak gerilim bölücü devreleri kullanıcı açısından sistemin gerçekleşmesinde kolaylık sağladığı için sıkça kullanılmaktadır. Sensör direncinin değişimi küçük değerlerde olduğu sensör devrelerinde doğru akım köprüleri daha çok tercih edilmektedir.

1. 4. 3. Elektronik Birim

Elektronik birimde sensörlerden elde edilen bilgi elektriksel işaretlere dönüştürüldükten sonra bilgisayara aktarılmak için uygun işlemlerden geçirilmesi gereklidir. Bu düzenleme işlemlerinden ilki tampon devreleridir. Tampon devreleri kullanılarak dönüştürücü birimde elde edilen işaret bilgisayara aktarılırken oluşan yük uyumsuzlukları ve devrelerin giriş çıkış dirençleri arasındaki uyumsuzluğu ortadan kaldırmak için tampon devreleri kullanılır. Bir diğer işlem ise yükseltme işlemidir. Yükseltme bölümünün temel amacı dönüştürücü birimde elde edilen elektriksel işaretin genliğini analog dijital dönüştürücülerin dönüştürme aralığı içerisine yükseltebilmektir. Filtre devrelerinde ise özellikle analog filtre devreleri oldukça fazla yer almaktadır. Dönüştürücü birimden elde edilen işaretin özelliğine bağlı olarak alçak geçiren, yüksek geçiren, bant geçiren ve bant durduran filtre devreleri kullanılabilir. Bu işlemlerin haricinde analog devrelerin kullanılmasıyla bilgisayarda yapılacak olan işlemlerin getirdiği yük azaltılabilmektedir. Bu işlemler arasında özellikle türev alma, integral alma, faz farkının algılanması, tepeden tepeye gerilim farkı ve logaritma alma işlemini gerçekleştiren devreler kullanılmaktadır.

1. 4. 4. İşaret Koşullama Birimi

Elektronik burun cihazı içerisinde bulunan sensörlerin ürettiği işaretlere, sensörlerden kaynaklanan ısı gürültü, elektriksel devrelerden kaynaklanan iletim gürültüsü, analog dijital dönüşüm esnasında oluşan kuantalama gürültüsü ve sayısal işaret işleme esnasında oluşan gürültü işaretleri karışmaktadır. Sensör cevaplarına karışan bu gürültü işaretlerinin yanında sensör cevaplarının sapması da sistemin performansını etkilemektedir. Sensör cevaplarını etkileyen bu iki durum karşılaştırıldığında ise sensör kaymalarının gürültü işaretlerinden çok daha sistemi olumsuz etkilediği görülebilir. Sistem performansını artırmak ve gürültü işaretlerini filtrelemek için sayısal filtreler oldukça kullanılmaktadır. Sayısal filtreler, Sonsuz Dürtü Tepkesi (Infinite Impuls Response) ve Sonlu Dürtü Tepkesi (Finite Impuls Response) olmak üzere iki tiptir ve polinom filtrelerin bir çeşidi olan ve kimyasal ölçümlerde en çok kullanılan filtre tipi olan Savitsky-Golay filtreleri, genellikle 2. Veya 4. Dereceden seçilerek filtreleme işlemi gerçekleştirilir [23].

1. 4. 5. İşaret Ön İşleme Birimi

İşaret ön işleme ve işaret koşullama birimlerinde düzenlenen sensör cevapları, sınıflandırılması için örüntü tanıma işlemine tabi tutulur. Sensörlerden elde edilen cevapların örüntü tanıma işlemine gelinceye kadar geçtiği işlemler aşağıda verilmektedir.

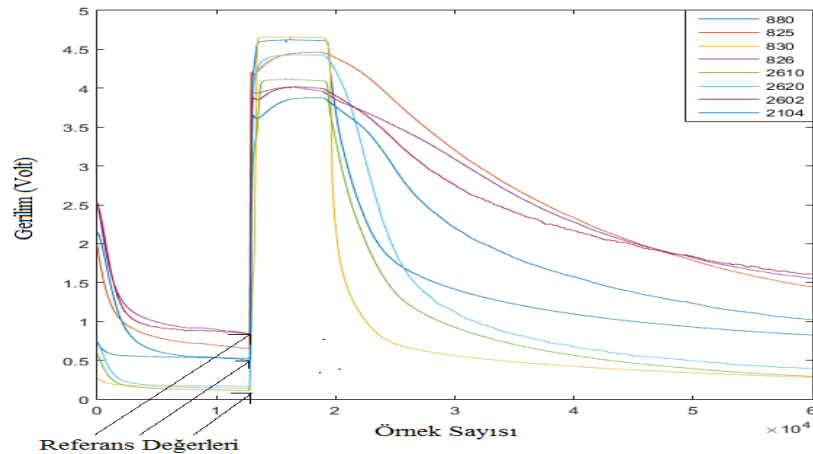
1) Kullanılan sensörün cevabından elektriksel işaretin elde edilmesi için, cevabı arayüz devresine gönderilir.

2) Arayüz devresinden gelen işaretlerin çeşitli bozucu etkilerden kurtarılarak düzenlenmesi için analog işaret işleme evreleri olan, tamponlama, filtreleme, yükseltme gibi işlemlerden geçirilir. Bu şekilde bozulan işaret düzenlenmeye çalışılır.

3) Olabildiğince düzenlenen analog işaretin, bilgisayara kaydedilebilmesi için ve sayısal olarak işlenebilmesi için analog-dijital dönüşüme tabi tutulur. Sayısal işaret işleme bölümünde, sayısal filtreleme, referans düzeltme, boyut indirgeme ve normalizasyon işlemleri gerçekleşir [24].

1. 4. 5. 1. Referans Düzeltme

İşaret ön işleme aşamalarından ilki referans düzeltme işlemidir ve bu işlemle sensör tepkelerinde bulunan sensör kayması etkisi ortadan kaldırılmaya çalışılır [1]. Şekil 5' te, sensörlerden elde edilen ham işaret ve bu işaretlerin sahip olduğu referans seviyeleri görülmektedir.



Şekil 5. Sensörlerden elde edilen aseton kokusuna ait ham işaret

Deneilerde kullanılan taşıyıcı gazın ve ortam havasının içerisinde bulunan uçucu organik bileşiklerinde etkisiyle, sensörlere koku uygulanmasa bile, sensörlerden belirli gerilim değerleri alınır. Hedef kokunun uygulanmasıyla oluşan işaret bu gerilim işaretine eklenerek toplam bir işaret elde edilmiş olur. Sensörlerin sadece uygulanan hedef gaza verdiği tepkiyi incelemek için sensörlerden elde edilen ham işaretin referansı düzeltilir. Şekil 5 te de görüldüğü gibi sensör cevapları arasında referans farkları gözükmemektedir ve bu farkı ortadan kaldırıp bütün tepkeleri aynı koşullarda değerlendirmek için referans düzeltme işlemi uygulanır. Literatürde yapılan çalışmalar incelendiğinde üç farklı referans düzeltme işleminin sıkça kullanıldığı görülmektedir. Bu yöntemler aşağıdaki (2), (3) ve (4) denklemlerinde verilmektedir.

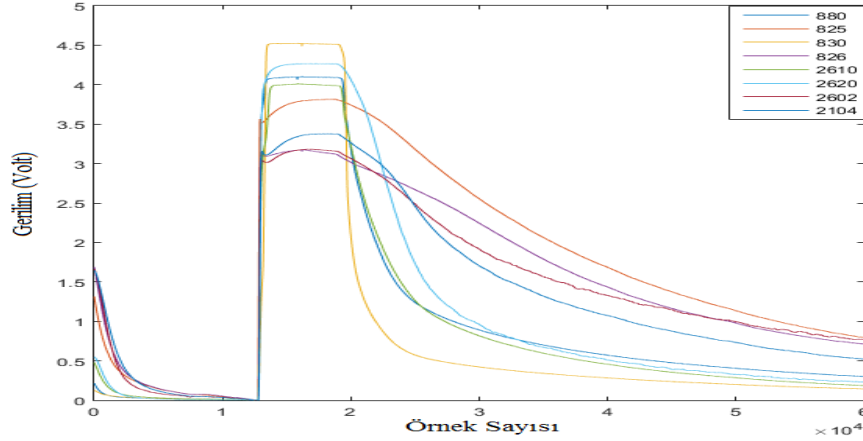
$$V_{n,s,r}(t_k) = V_{n,s}(t_k) / V_{n,s}(t_0) \quad (2)$$

$$V_{n,s,r}(t_k) = (V_{n,s}(t_k) - V_{n,s}(t_0)) / V_{n,s}(t_0) \quad (3)$$

$$V_{n,s,r}(t_k) = V_{n,s}(t_k) - V_{n,s}(t_0) \quad (4)$$

Bu denklemlerde $V_{n,s}(t_k)$ s. Sensörün n. kokuya verdiği tepkinin ani değerini, $V_{n,s}(t_0)$ kokunun sensörlere ilk uygulandığı anda sensörlerden alınan gerilim değerini, $V_{n,s,r}(t_k)$ ise referansı düzenlenmiş işareti göstermektedir.

(2), (3), (4) denklemlerinde verilen referans düzeltme işlemleri ise sırasıyla fark, bağıl ve oransal referans düzeltme işlemleridir. Bu çalışmada kullanılan referans düzeltme işlemi, deneylerin yapılış şekline, ortam havası ve taşıyıcı gazın sensör tepkesine eklenme şekline karşılık en uygun düzeltme işlemini ortaya koyacak olan (2) denklemi kullanılmıştır. Şekil 6' da fark referans düzeltme işlemi ile düzenlenen sensör cevabı görülmektedir.



Şekil 6. Şekil 5' te elde edilen sensör cevabına fark referans düzeltme uygulanmasıyla elde edilen işaret

1. 4. 5. 2. Boyut İndirgeme

Çalışmalarda kullanılan öznitelik çıkartma yöntemleri genellikle çalışma yapan kişinin sezgisine bağlı olarak belirlenmektedir. Verilerin içerisindeki sınıfların olabildiğince iyi temsil edilebilmesi için verinin boyutu olabildiğince büyük tutulur. Ancak bu öznitelik uzayındaki vektörlerin bazı elemanları (bazı öznitelikler) anlamlı bilgiler taşımamaktadır. İşaretin sınıflandırılmasında etkin rol oynayan özniteliklerin kullanılması sınıflandırma yapısının gereksiz yere büyümesine neden olmaktadır. Boyut indirgeme yöntemiyle birlikte öznitelik vektörleri arasından sınıflandırma işlemi için kullanılması gereken en önemlilerin keşfedilmesi için çalışılır [25].

1. 4. 5. 2. 1. Öznitelik Çıkarma

Öznitelik seçme işlemi elde edilen özniteliklerin arasından sınıflandırma işlemi için en uygun özniteliklerin seçilmesi işlemidir. Öznitelik çıkarma işlemi ise her örnekten elde edilen ölçümlerin sayısını azaltmak amacıyla sensör cevaplarının içerisinde tanımlayıcı parametreler çıkartma işlemidir.

Öznitelik çıkarma işlemlerinde sadece belirli sınıflara ait olan ve diğer kategorilerde bulunmayan karakteristik bilgiler tespit edilmeye çalışılır. Sınıflandırma işleminin başarısını artırmanın en önemli önceliği sınıfları birbirinden en iyi şekilde ayıracak olan özniteliklerin

belirlenmesidir. Seçilen her konu için doğru özniteliklerin belirlenmesinde kullanılan matematiksel bir yöntem yoktur ve çoğu çalışmada öznitelikler tasarımcının sezgisine bağlı olarak belirlenir. Kokular birçok kimyasal bileşik içerirler ve elektronik burun çalışmalarında öznitelik çıkarma işlemi kullanılan gaz sensörünün cinsine bağlıdır. Genelde koku bileşenlerinin sayısı, çalışmada kullanılan sensör sayısından oldukça fazladır. Kokuların bu kompleks yapılarından dolayı herhangi bir koku üzerinde etkili sonuçlar verebilen bir yöntem farklı kokular için aynı olumlu etkiyi gösteremeyebilir. Literatürde bulunan çalışmalar incelendiğinde sensör cevaplarının kullanılmasıyla öznitelik çıkarma yöntemleri 3 ana başlık altında incelenmektedir [24].

- Alt örnekleme yöntemi: Koku uygulanan sensör cevaplarının belirli zaman aralıklarıyla elde edilen verilerin öznitelik olarak seçilmesi prensibine dayalı bir öznitelik seçme metodudur.
- Parametre çıkarma yöntemleri: Bu yöntemde belirli parametrelerin seçilme işlemi gerçekleştirilmektedir. Örneğin elde edilen sensör cevaplarının yükselme ve düşme zamanları, sensör cevaplarının maksimum değeri, ortalama değeri standart sapma değeri, sensör cevabının artan ve azalan kısımlarının eğimi, bu değerlerin logaritma değerleri gibi yöntemler kullanılabilir. Bu tez çalışması kapsamında sensör cevaplarının maksimum değeri, ortalaması, standart sapması, temel bileşen analiziyle elde edilen verilerin düşen ve yükselen kenardaki eğim değerleri öznitelik olarak seçilmiştir.
- Sistem tanımlama yöntemleri: Deneysel geçiş cevaplarına teorik modeller uydurularak, uydurulan modelin parametreleri öznitelik olarak kullanılabilir. Bu yöntemde ayrıca eğri uydurma ve uydurulan eğrinin belirli parametreleri de öznitelik olarak kullanılabilir.

1. 4. 5. 2. 2 Öznitelik Alt Kümesi Seçimi

Öznitelik alt kümesi seçimi işleminin amacı, eldeki özniteliklerden hepsinin yerine sadece uygun sayıda özneliğin sınıflandırma işleminde kullanılmasıdır. Öznitelik alt kümesi seçimiyle birlikte başarılı sınıflandırma işleminin gerçekleştirilmesinin yanında öznitelik uzayının da boyutu azaltılmış olur.

Öznitelik alt küme seçme işleminde alt kümeyi belirlemek için farklı yöntemler kullanılabilir ve bu yöntemler içerisinde en genel olanı ise tüm öznitelik kombinasyonlarının denenmesi işlemidir. Bu yöntem çok fazla özneliğin kullanıldığı işlemlerde işlem yükünü aşırı derecede artırdığından dolayı çok kullanışlı değildir. Elektronik burun çalışmaları incelendiğinde öznitelik seçim işleminde, biyolojik evrimleşme sürecini taklit eden Genetik Algoritmanın da kullanıldığı görülmektedir [26]. Genetik algoritmalara ek olarak, Ardışıl İleri Seçme ve Ardışıl Geri Seçme yöntemleri de öznitelik seçme işlemlerinde kullanılmaktadır [27,28]. Ardışıl İleri Seçme yönteminde öncelikle boş olarak seçilen öznitelik kümesi, özneliklerin sırayla eklenmesiyle uygun öznitelik sayısını belirlenmesi amaçlanırken, Ardışıl Geri Seçme yönteminde sınıflandırma işlemi için öncelikle bütün öznelikler kullanılır ardından en uygun öznitelik sayısının belirlenmesi için öznitelik sayısı azaltılarak en uygun sayıya ulaşılmaya çalışılır.

1. 4. 6. Örüntü Tanıma Birimi

Elektronik burun ile koku tanıma sistemlerinde sensörlerden elde edilen işaretler, analog dijital dönüştürme işleminden sonra sınıflandırılmak üzere bilgisayara gönderilir. Bu çalışma kapsamında sensörlerden elde edilen işaretlerin sınıflandırma aşamasına kadar yapılan işlemler Şekil 7' de verilmektedir.



Şekil 7. Sensörlerden elde edilen işaretlerin işaret işleme aşamaları

Koku tanıma sistemlerinde birçok kokunun küme şeklinde ifade edilmesiyle birlikte kendilerine has özellikleri bulunan kokuların veri tabanı oluşturulur [29]. Elde edilen bu veri tabanıyla birlikte örüntü tanıma sisteminin eğitilmesi gerçekleştirilir. Bu işlem sistemin çeşitli kokuları otomatik olarak tanıması için sistemin eğitilmesidir. Örüntü tanıma sistemlerinin çoğunda istatistik, YSA ve nöromorfik algoritmalar kullanılmaktadır [29].

Sensörlerden alınan işaretler örüntü tanımına gelmeden, önce sinyal koşullama ve sinyal ön işleme bölümünde filtreleme, işaretin tekrar modellenmesi gibi işlemler gerçekleştirilebilir. Bunun yanı sıra işaret ön işleme bölümünde referans düzeltme işlemi uygulanır, işaretlerde boyut azaltma işlemi gerçekleştirilir ve işaret normalize edilebilir. Sınıflandırma bölümünde öznitelik kümesine göre sınıflandırma yapılarak karar verme işlemi gerçekleştirilir. Sınıflandırma aşamasında temel amaç, önceden elde edilen öznitelik vektörlerini kullanarak örüntüleri kendilerine en yakın sınıflara atamaktır. Bir sınıflandırıcının başarısını etkileyen en önemli parametrelerden biri uygun şekilde seçilmiş olan öznitelik vektörleridir. Tablo 2’ de literatürde elektronik burun verilerinin sınıflandırılması için sıklıkla kullanılan örüntü tanıma yöntemleri görülmektedir [1].

1.4.6.1. Akıllı Örüntü Analizi Yöntemleri

Elektronik burunların yapısında kullanılan örüntü tanıma yöntemlerinden beklenen en önemli özellikler doğrusal olmayan veri yapısına karşı başarılı olması ve geleneksel yöntemlerden daha üstün olarak öğrenme yeteneği, kendi kendini düzenleyebilme, genelleme yeteneği bulunan ve gürültüye karşı bağışıklığı olan sistemlerdir. İnsan koku alma sistemlerini taklit edebilen elektronik burunlar tasarlanırken insan beyninin öğrenme yeteneğiyle benzer biçimde çalışan örüntü tanıma yöntemleri çok fazla kullanılmaktadır [30]. Eldeki verilerin kullanılmasıyla öğrenme işleminin gerçekleştirildiği önceki çalışmalar biyolojik sistemlerden esinlenerek oluşturulan öğrenme yöntemlerinde gelişmeler sağlanmasına oldukça yardımcı olmuştur ve bu yöntemlere YSA, Genetik Algoritma (GA), Nöral Bulanık Sistemler (NBS) gibi yöntemler örnek verilebilir. Bu yöntemler kimi zaman nöral bilgisayarlar olarak adlandırılırlar ve paralel olarak birbirleriyle bağlantılı ve genellikle uyarlanabilir işlemcilerden oluşurlar ve nöral biyolojik sistemleri taklit ederler [31]. Bu yapılarda işlem yapan elemanlar biyolojik sinir hücreleri gibi davranırken ara bağlantılar da biyolojik sistemlerdeki sinaps bağlantıları gibi çalışırlar. Sensör kaymalarına ve gürültüye karşı önemli derecede bağışıklığının olması, paralel işleme yeteneğinin bulunması sayesinde YSA’ nın örüntü tanıma yöntemleri arasındaki yeteneği diğer yöntemlerden fazladır [32].

Tablo 2. E-Burunda literatürde kullanılan sınıflandırma yöntemleri

| Yöntem | Doğrusal | Öğretmenli | Sensör Çeşidi ve Sayısı | Hedef Koku |
|---|----------|------------|--|--|
| TBA (PCA) | Evet | Hayır | 8 MOS 12 MOS 4 İletken Polimer 18 Karışık 1 SAW | Uçucu bileşikler Alkoller Alkollü içkiler Kağıt çeşitleri Şaraplar |
| Kümeleme Analizi (CA) | Evet | Hayır | 12 MOS 8 MOS 8 MOS İletken Polimer | Alkoller Kahveler Viskiler |
| Yapay sinir ağı (Hamming ağı) | Hayır | Hayır | 8 MOS | Alkoller |
| Yapay sinir ağı (Kendi kendini örgütleyen (SOM) ağlar) | Hayır | Hayır | 12 MOS 6 MOS | Kahve Bakteri yaşı |
| Yapay sinir ağı (Geri yayılım Algoritması-BP) | Hayır | Evet | 6 QCM 6 QCM 12 MOS 6 QCM 4 MOS 1 MOS | İçecekler Viski Alkoller Parfüm ve Çiçekler Bakteri Şarap |
| Yapay sinir ağı (Öğrenim Vektör Nicemleme (LVQ) Ağları) | Hayır | Evet | 8 MOS | Viski |
| Yapay sinir ağı (ART ağları) | Hayır | Evet | 12 MOS | Alkol ve kahveler |

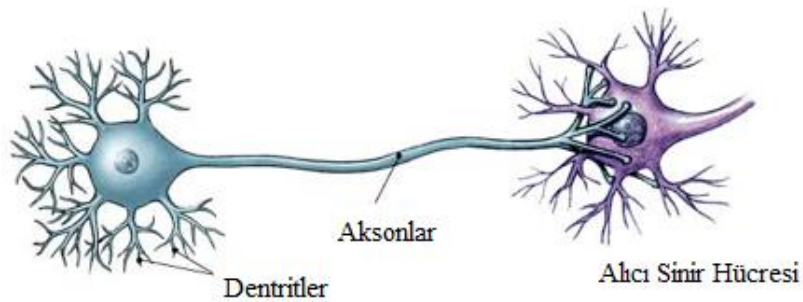
1.4.6.2. Çok Katmanlı İleri Beslemeli Ağlar

YSA; özel olarak geliştirilmiş bir bilgisayar sistemidir ve dışarıdan herhangi bir müdahale olmaksızın insan beyninin gerçekleştirebildiği öğrenme yolu ile yeni bilgi türetme ve bilgi keşfi yapabilme yeteneklerine sahiptir. Gerçekleştirebildiği bu görevler de YSA'yı geleneksel örüntü tanıma algoritmalarından üstün kılmaktadır [33]. YSA, verimli bilgi işleme yeteneği ve eldeki veri kullanılarak öğrenebilme yetenekleriyle birlikte çabuk sonuç

verebilen bir yöntemdir. Ancak çalışılan problemin doğasına ve veri yapısına bağlı olarak en uygun ağ parametrelerini ve öğrenme yöntemlerini seçmek zor olabilir. YSA' da bilgi, öğrenme yoluyla elde edilir ve bu bilgi işlem elemanlarının bağlantısını gerçekleştiren ağırlıklarda saklanır.

1.4.6.2.1. Biyolojik Sinir Hücreleri

Bir Biyolojik Sinir Hücresinin (nöron) bilgiyi alabilmesi ve iletebilmesi yüksek düzeyde özelleşmiş bir hücresel organizasyon gerektirir. Bir nöronun çekirdeği de dahil organellerinin çoğu hücre gövdesinde yer alır. Tipik bir nöronun dentrit adı verilen çok sayıda dallanmış uzantıları vardır. Hücre gövdesiyle birlikte, dentritler diğer nöronlardan uyarıları alırlar. Nöron, aynı zamanda, diğer hücrelere uyarı iletimini sağlayan bir tane de aksona sahiptir. Aksonlar, çoğunlukla dentritlerden daha uzundur ve bazı canlılarda bir metreden daha uzun olabilirler. Aksonun, akson tepeciği olarak tanımlanan koni şeklindeki tabanı, tipik olarak akson boyunca ilerleyecek uyarıların oluşturulduğu yerdir. Diğer ucunun yakınında ise, genelde çok sayıda dallanmalar bulunur. Biyolojik bir sinir hücresinin yapısı Şekil 8 de verilmektedir.



Şekil 8. Biyolojik Sinir Hücresi ve Bileşenleri [34].

Aksonun dallanmış olan her bir ucu, bilgiyi, sinaps adı verilen bağlantı yerinde diğer hücreye aktarır. Her akson dalının yaptığı bu özelleşmiş bağlantı yeri, sinaptik terminal olarak adlandırılır. Çoğu sinapsta, nörotransmitter olarak tanımlanan kimyasal haberciler, bilgiyi ileten nörondan alıcı nörona aktarırlar. Bir sinapsın tanımında uyarıyı ileten nöronu

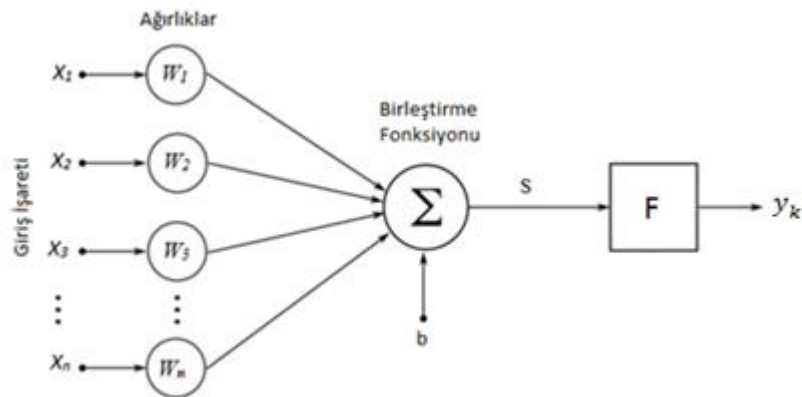
presinaptik hücre, sinyali alan nöron, kas ya da bez hücresi ise postsinaptik hücre olarak adlandırılır.

Diğer hücrelerle yaptığı sinaps sayısına bağlı olarak bir nöronun şekli, çok basitten oldukça karmaşık olana kadar değişiklik gösterir. Çok dallı aksonlar, bilgiyi birçok hedef hücreye iletebilir. Benzer şekilde, çok sayıda dallanma gösteren dentritler de, bazı internöronlarda olduğu gibi 100.000 kadar yüksek sayıda sinapstan bilgi alabilir.

Omurgalıların ve çoğu omurgasızın nöronları, glial hücreler ya da glia denilen destek hücrelerine gereksinim duyarlar. Glia hücreleri, nöronları besler, nöronların aksonlarını yalıtır ve nöronları çevreleyen hücre dışı sıvıyı düzenler ve genelde memeli beyindeki glia hücreleri, sayısal olarak nöronların 10 ile 50 katı kadardır [35].

1.4.6.2.2. Yapay Sinir Hücreleri

Biyolojik sinir hücrelerindekiyle benzer olarak, YSA, yapay sinir hücrelerinin bir araya gelmesiyle oluşan yapılardır. Yapay sinir hücreleri tek başlarına incelendiğinde çok basit işlemcilerdir, ancak YSA'nın da temel elemanıdır. Bir yapay sinir hücresini oluşturan üç ana bölümden oluşmaktadır. Bu bölümler sinapslar, birleştirme fonksiyonu ve aktivasyon fonksiyonudur. Temel bir Yapay Sinir Hücresinin yapısı Şekil 9' da görülmektedir.



Şekil 9. Yapay Sinir Hücresi.

Şekil üzerinden bir yapay sinir hücresinin çalışmasını açıklarsak; girdi işaretleri sinaptik bağlantılar üzerindeki ağırlıklar ile çarpılarak bir birleştiriciye uygulanır ardından elde edilen değer nöronun aktivasyon fonksiyonundan geçirilir ve sonuç olarak çıkış değeri hesaplanır. Yapay sinir hücresinin giriş değerlerine karşı çıkış ifadesinin hesaplanmasını gösteren işlemler (5) ve (6) denklemlerinde verilmektedir.

$$s = w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n + b = \sum_{i=1}^n w_ix_i \quad (5)$$

$$y_k = F(s) \quad (6)$$

Literatürde bulunan çalışmalar incelendiğinde birleştirme fonksiyonu olarak birkaç farklı fonksiyon kullanıldığı görülmektedir. Tablo 3' te en çok kullanılan birleştirme fonksiyonları verilmektedir [36].

Tablo 3. Literatürde kullanılan birleştirme fonksiyonları

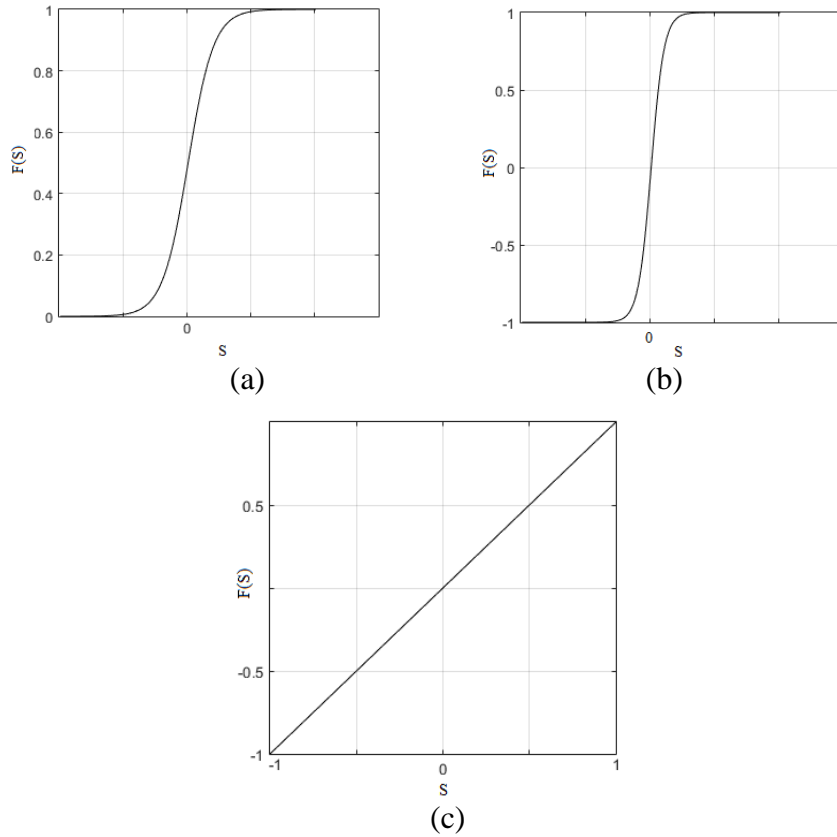
| | |
|--|--|
| Toplam netgirdi = $S = \sum_i (w_ix_i)$ | Çarpım Netgirdi = $S = \prod_i (w_ix_i)$ |
| Maksimum Netgirdi = $S = \text{Maks}(w_ix_i)$ | Minimum Netgirdi = $S = \text{Min}(w_ix_i)$ |
| Signum Netgirdi = $S = \sum_i \text{Sgn}(w_ix_i)$ | |

Üzerinde çalışılacak problemin en uygun şekilde çözümünü sağlayacak birleştirme fonksiyonu seçimi için kesin bir formül yoktur ve bu seçme işlemi genelde deneme yanılma yoluyla gerçekleştirilir. Bir yapay sinir ağında yer alan nöronların her birinin de aynı birleştirme fonksiyonuna sahip olması gerekmemektedir [37]. Bu çalışmada, literatürde en fazla kullanılan birleştirme fonksiyonu olan toplama fonksiyonu kullanılmıştır.

Nöronların girişlerindeki değişimler nöron çıkışlarındaki değerleri değiştirir. Bu değişimin miktarı ise nöronların yapısında bulunan bağlantı kazançlarına, birleştirme fonksiyonunun çeşidine ve nöronun kullandığı aktivasyon fonksiyonunun çeşidine bağlı olarak değişmektedir. Bu çalışmada kullanılan bir yapay sinir hücresinin gösterildiği Şekil 9' da, S

toplam fonksiyonunu, w_i ile gösterilen kazançlar ağırlık değerlerini, x_i değerleri giriş değerlerini, Σ birleştirme fonksiyonuna uygulanan eşik değerini, $F(.)$ ifadesi nöronun kullandığı aktivasyon fonksiyonunu ve son olarak y_k ifadesi çıkış değerimizi göstermektedir. Denklemler incelendiğine görülmektedir ki, bütün giriş değerleri sıfır olduğunda dahi yapay sinir hücresi bir değer üretilip, yanlış bir karar vermektense nöronu kurtarmış olmaktadır.

Bir yapay sinir hücresinin davranışını belirleyen bir diğer önemli parametre de sinir hücresinin sahip olduğu aktivasyon fonksiyonudur. Kullanılan aktivasyon fonksiyonu, nörona gelen net girdiyi işleyerek nöronun üreteceği çıktı değerinin belirlenmesini sağlar. Tıpkı birleştirme fonksiyonunda olduğu gibi yapay sinir hücrelerinde kullanılan birkaç çeşit aktivasyon fonksiyonu kullanılmaktadır ve bu çalışmada kullanılan aktivasyon fonksiyonları Şekil 10'da verilmektedir.



Şekil 10. Çalışmada kullanılan aktivasyon fonksiyonları, (a) Logaritmik

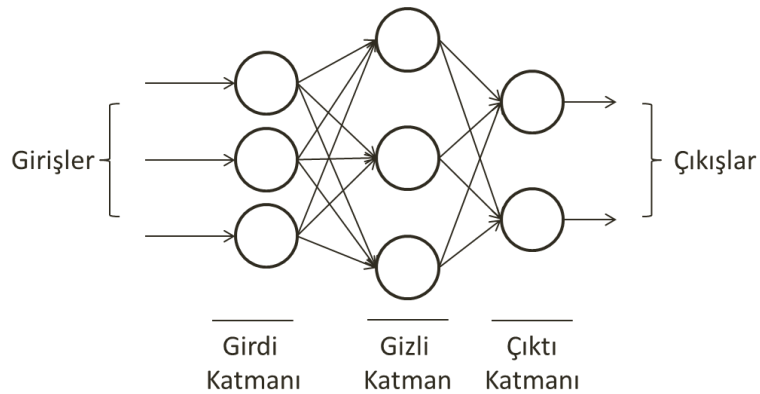
Sigmoid, (b) Hiperbolik Tanjant, (c) Özdeşlik Fonksiyonu

Kullanılacak olan aktivasyon fonksiyonu ilgilenilen problem türüne ve ağ yapısına bağlı olarak değişir ve bu fonksiyonun belirlenmesinde kesin bir kural bulunmamaktadır. Genel olarak üzerinde çalışılan probleme uygun olan aktivasyon fonksiyonu deneme yanılma yöntemi ile belirlenir [38]. Literatürdeki çalışmaların çoğunda gizli katman nöronları için logaritmik sigmoid ya da hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonu kullanılırken, çıktı nöronlarının yapısında hangi aktivasyon fonksiyonunun kullanılması gerektiği konusunda genel bir görüş birliği bulunmamaktadır ancak genel olarak çıktı katman nöronları için sigmoid, hiperbolik tanjant ve özdeşlik fonksiyonları kullanılmaktadır [39].

Bir ağın aynı ya da farklı katmanlarındaki nöronlar farklı aktivasyon fonksiyonu kullanabilirler, ancak uygulamaların çoğunda aynı katmandaki nöronların aynı aktivasyon fonksiyonunu kullandıkları görülmektedir [40].

1.4.6.2.3. Yapay Sinir Ağının Yapısı

YSA, yapay sinir hücrelerinin (nöronlar) bir araya gelmeleri ile birlikte oluşmaktadır. Genel olarak, yapay sinir hücreleri katmanlar halinde oluşur ve bu katmanların içerisinde birbirleriyle paralel olarak işlem yapan yapay sinir hücreleri bulunmaktadır. Şekil 11’ de çok katmanlı bir YSA’nın yapısı görülmektedir. Şekilde görüldüğü gibi girişlerin ilk olarak bağlandığı katman giriş katmanıdır ve bu katmandaki nöron sayısı da girdi sayısına eşittir [41].



Şekil 11. Çok Katmanlı YSA modeli

YSA tasarımımda önemli olan noktalardan biri de gizli katman ve bu katmanlardaki nöron sayılarıdır. YSA'da genellikle tek gizli katman kullanmak başarılı sonuçlar verir, ancak bazı karmaşık problemlerin çözümünde tek gizli katman ihtiyaçlara cevap vermeyebilir. Bu durumda ise ilgili ağda iki adet gizli katman kullanılabilir. Gizli katman sayısının artması, hesaplama zamanının artmasına ve bazı durumlarda ağın öğrenmesi yerine ezberlemesine neden olabilmektedir. Tabii ki böyle işlemlerde veri yapısı da oldukça önemlidir. Kaastra ve Boyd eğitim kümesine göre çok sayıda ağırlık değeri ağın öğrenmesi yerine ezberlemesine neden olacağını belirtmişler ve yapılan çalışmalarda tek katmanın yeterli olduğunu, nadir de olsa iki gizli katmanın kullanılabileceğini ancak ikiden fazla gizli katmana ihtiyaç olmadığını ifade etmişlerdir [42].

Gizli katmanda bulunan nöron sayısının tespitinde sabit bir kural yoktur ancak az sayıda nöron veri yapısındaki ilişkiyi öğrenmede başarısız olabilir, çok sayıda gizli nöron ise ağın öğrenmesi yerine ezberlemesine neden olur. Gizli katmandaki nöron sayısının belirlenmesinde genel olarak az sayıda nöron kullanılarak başlanır ve nöron sayısının artırılmasıyla deneme işlemleri yapılır. Literatürdeki çalışmalar incelendiğinde gizli katmandaki nöron sayısının belirlenmesi için bazı öneriler de bulunmaktadır. n girdi nöronu sayısını, m çıktı nöronu sayısını göstermek üzere, bu öneriler; n , $2n+1$, $2n$, $\sqrt{n * m}$, $0.75*n*m$ şeklindedir [43].

Çıktı nöronu sayısının seçimi oldukça kolaydır ve çalışılan probleme bağlıdır. Örneğin; bir zaman serisi analizine dayalı tahmin probleminde çıktı nöronu sayısı, tahmin edilecek olan dönemin uzunluğuna eşitken, bir sınıflandırma probleminin çözümünde ise a , çıktı katmanında bulunan nöron sayısı ve b kullanılacak olan sınıf sayısı olmak üzere (7) denklemdeki şartı sağlayan en küçük a değeri çalışmada kullanılacak olan gizli katman nöron sayısını vermektedir.

$$2^a \geq b \quad (7)$$

1.4.6.2.4. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme

YSA, öğrenme, hafızaya alma ve veriler arasındaki ilişkiyi belirleyebilme gibi özelliklere sahiptir. Bir insanın yapabildiği gözlem yapma ve yaptığı gözlem sonuçlarına

göre düşünüp karar verebilme gibi işlemleri de dolaylı yoldan yerine getirebilmektedir. Bir insanın sahip olduğu düşünme ve gözlem yapabilme gibi işlemleri gerektiren sorunlara cevap üretebilme yeteneği ise insanın yaşayarak ve deneme yoluyla elde ettiği öğrenme yeteneğidir. Öğrenme işlemi biyolojik sistemlerde bulunan sinir hücreleri arasındaki sinaptik bağlantıların kimyasal yapılarının değişimi ve dengelenmeleriyle oluşmakta, bu durum da insanın doğumundan itibaren bir öğrenme süreci içerisinde bulunmasını sağlamaktadır. Bu öğrenme süreci boyunca insan beyni sürekli bir gelişim ve değişim gösterir ve yaşadıkları süre zarfında sinaptik bağlantılarda bulunan dengeleri değiştirir, hatta yeni sinaptik bağlantılar da oluşturur. İnsanlarda duyu organları yardımıyla dış ortamdan uyarıların alınmasına karşılık olarak YSA'da giriş katmanındaki nöronlara giriş işaretleri uygulanmaktadır. Uyarıların alınarak beyne gönderilmesi ve burada değerlendirilip belirli tepkilerin verilmesi, ağırlık girdi işaretlerinin aktivasyon fonksiyonlarından geçirilerek belirli çıkış değerlerinin üretilmesine karşılık gelmektedir [44].

YSA'larda öğrenme işlemi, katmanlar arasında bulunan bağlantıların ağırlıklarının değerlerinin değişimine denk gelir. İlk durumda bu ağırlıkların değerleri rastgele olarak belirlenir. YSA'da öğrenme işlemi için ağa bir miktar örnek verilmelidir, verilen örnekler göre katmanlar arasında bulunan ağırlıkların değişmesiyle birlikte istenilen çıktı değerlerini vermesi için YSA eğitilmiş olur. YSA'da istenilen ağırlık değerlerine ulaşıldığında artık YSA öğrenmiş olduğu problemle ilgili olarak genellemeler yapabilir denir. YSA'ların da öğrenme süreci iki aşamadan oluşmaktadır. Bunlardan ilkinde ağa verilen girdi değerlerine göre çıktı değeri belirlenir, ardından ikinci aşamada istenen değerlere ulaşmak için bağlantı ağırlıkları değiştirilir. Yapılan bu iki işlemin ardından YSA'nın problemi öğrenip öğrenmediğini test etmek için, ağa test verisi verilerek başarı seviyesi ölçülmüş olur. Ağırlık test edilmesi sırasında daha önce ağırlık eğitilmesinde kullanılmamış olan veriler kullanılır. Böylece eğitim aşamasında ağırlık istenilen değerleri vermesi için oluşturduğu ağırlık değerleri yeni veri seti üzerinde denenmiş olur. Bu test işleminin sonucunda oluşan doğruluk değeri ise ağırlık ne kadar iyi şekilde eğitildiğini göstermektedir. Sonuç değerleri ne kadar iyiye ağ da o kadar iyi eğitilmiş anlamına gelmektedir. Kullanılan veri seti için ise, eğitimde kullanılan veri, eğitim seti, test için kullanılan veri, test seti olarak adlandırılmaktadır. YSA'larda hata değerinin belirlenmesi için kullanılan farklı amaç fonksiyonları bulunmakla beraber en fazla kullanılan amaç fonksiyonları Toplam Hata Kareleri ve Ortalama Hata Kareleridir. YSA'nın eğitimi için kullanılan kurallar genellikle üç ana başlık altında

toplanmaktadır. Bunlar; danışmanlı öğrenme, danışmansız öğrenme ve takviyeli öğrenmedir.

1.4.6.2.4.1. Danışmanlı Öğrenme

Bu öğrenme yönteminde YSA öncelikle eğitilmelidir. Bu işlemde giriş bilgisine karşı çıkış bilgisi ağa verilir ve ağ verilen giriş işaretlerine karşı istenen çıkış değerlerini elde etmek için yapısında bulunan ağırlık değerlerini günceller. Çıkış değeri ile istenen değer arasındaki fark hata değerini vermektedir. Probleme göre kabul edilebilir bir ulaşana kadar ağın eğitilmesi işlemine devam edilmektedir. Danışmanlı öğrenmeye örnek olarak çok katmanlı algılayıcı, geri yayılım algoritması, delta kuralı, Widrow-Hoff ve uyarlanabilir doğrusal eleman anlamına gelen ADALINE örnek olarak gösterilebilir [45]. Bu tez çalışmasında da öğrenme algoritması olarak Geri yayılım algoritması kullanılmaktadır.

1.4.6.2.4.1.2. Geri Yayılım Algoritması

Geri yayılım algoritması (GYA) birçok uygulamada kullanılmaktadır ve literatürde bulunan çalışmalar incelendiğinde en fazla kullanılan öğrenme algoritması olduğu görülmektedir. Bu öğrenme algoritması uygulanabilmesi için kullanılan ağı sürekli türevi alınabilen aktivasyon fonksiyonuna sahip nöronlardan oluşan bir ağ olması gerekmektedir [38]. GYA'nın kullanıldığı YSA geri yayılım ağları olarak ta adlandırılmaktadır. GYA birçok problemin çözümünde kullanılıyor olmasına rağmen bütün problemler için çözüm üretemeyebilir.

Bir YSA'nın geri yayılım algoritması kullanılarak eğitilmesi üç aşamadan oluşmaktadır. İlk aşamada giriş işaretleri ağı girdi katmanından çıktı katmanına doğru ilerler, ikinci aşamada çıktı birimlerinden elde edilen değerlere göre hata değeri hesaplanır ve son olarak bu hata değerlerine göre ağı yapısında bulunan ağırlık değerleri düzenlenir. Eğitim işlemi tamamlandıktan sonra YSA ileriye doğru çalışır. Girdi nöronlarına uygulanan işaret ilgili işlemlerden sonra çıktı katmanından çıkış işareti olarak alınır. YSA' da eğitim işleminin uzunluğuna göre, eğitilmiş ağı giriş işaretlerine karşı çıkış değerlerini üretmesi

oldukça kısa süren bir işlemdir. Geri yayılım algoritmasında ağırlıkların düzenlenmesi işlemi, basitçe dik iniş kuralına dayanmaktadır [46].

y_k ağıın ürettiği çıkış işaretini, t_k istenen çıkış değerini göstermek üzere, hata değeri E, (8) denklemindeki gibi hesaplanır ve bu fonksiyonun minimum yapılması istenir.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{s=1}^s (t_k - y_k)^2 \quad (8)$$

(8) denkleminde $1/2$ ifadesinin kullanılmasının nedeni fonksiyonun türevinin alınmasını kolaylaştırmak içindir ve bu fonksiyonun türevi ise bize ağırlıklardaki değişim miktarını vermektedir [46]. Geri yayılım algoritması kullanılarak yapılan öğrenme işlemlerinde öncelikle aşağıdaki parametrelerin belirlenmiş olmaları gerekmektedir:

- 1) Eğitim veri seti
- 2) Öğrenme parametreleri
- 3) Eğitim işlemini sonlandırma kriteri
- 4) Ağırlıkların düzenlenme metodolojisi
- 5) Aktivasyon fonksiyonları
- 6) Ağırlıkların başlangıç değerleri

Eğitim veri setinde bulunan giriş değerleri, ağıın girdi katmanındaki nöronların çıktı değeri üretmesini sağlarlar ve bu çıktı değerleri gizli katmandaki nöronların giriş değerlerini oluştururlar ve devam eden işlemde bu işaretler çıktı katmanındaki nöronlar vasıtasıyla çıkış değeri elde edilir. Elde edilen bu değer ile birlikte olması istenen değer karşılaştırılır ve hata değeri elde edilir. Elde edilen hata değeri de kullanılarak delta değeri hesaplanır. Elde edilen bu delta değeri ağıın çıkışında oluşan hata değerinin etkisini çıktı katmanında bulunan nöronların haricindeki nöronlara ulaştırmaktır. Bu nedenle gizli katmanda bulunan nöronlar içinde delta değerleri hesaplanır.

Geri yayılım algoritmasında hata değerini en aza indirmek için katmanlar arasındaki ağırlık değerleri yeniden düzenlenir. Eğitim işlemi için belirlenen sonlandırma kriteri sağlanana kadar bu yenileme işlemi devam eder. Bu algoritmanın Geri yayılım algoritması olarak adlandırılmasının nedeni ağırlıkların çıktı katmanından giriş katmanına doğru

düzenleniyor olmasıdır[46]. Geri yayılım algoritması kapsamında kullanılan simgeler ve bu simgelere ait tanımlar Tablo 4’ te verilmektedir.

Tablo 4. Geri yayılım algoritması kapsamında kullanılan simgeler ve tanımlar

| Simge | Anlamı |
|------------|--|
| x_i | i . girdi nöronu için giriş değeri. |
| t | Çıktı Hedef Vektörü. |
| δ_k | Çıktı nöronunda oluşan hata için, çıktı katmanıyla gizli katman arasındaki ağırlıkları düzeltme payı. |
| δ_j | Çıktı nöronunda oluşan hata için, gizli katman ile girdi katmanı arasındaki ağırlıkları düzeltme payı. |
| η | Öğrenme oranı. |
| λ | Momentum katsayısı. |
| w_{ij} | j . gizli nöron için eşik değeri ağırlığı. |
| z_j | j . gizli nöron için çıktı değeri. |
| v_{jk} | k . çıktı nöronu için eşik değeri ağırlığı. |
| y_k | k . çıktı nöronu için çıktı değeri. |

Tablo 4’ te verilen bilgilere göre geri yayılım algoritmasının çalışma aşamaları aşağıdaki gibidir:

1. Öncelikle başlangıç ağırlıkları rassal olarak atanır, öğrenme parametreleri ve durdurma kriteri belirlenir.
2. Girdi katmanındaki nöronlar dışarıdan girdi değerlerini alır ve gizli katman nöronlarına aktarır.
3. Gizli katman nöronları gelen net girdiyi aktivasyon fonksiyonundan geçirerek çıkış değerini üretir ve çıktı katmanı nöronlarına iletir.

$$z_{j_{netgirdi}} = w_{0j} + \sum_i w_{ij}x_i \quad (9)$$

$$z_j = f(z_{j_{netgirdi}}) \quad (10)$$

4. Çıktı katmanı nöronları gelen net girdiyi aktivasyon fonksiyonundan geçirerek kendi çıktısını üretir.

$$o_{k_{netgirdi}} = v_{0k} + \sum_j v_{jk} z_j \quad (11)$$

$$o_k = f(o_{k_{netgirdi}}) \quad (12)$$

5. Çıktı nöronlarının her biri için hata bilgi değeri hesaplanır.

$$\delta_k^{çikttı} = (t_k - o_k) f'(o_{k_{netgirdi}}) \quad (13)$$

Bu hesaplamayla birlikte gizli katman ile çıktı katmanı arasındaki ağırlık değerlerindeki değişim hesaplanır.

$$\Delta v_{jk}^{yeni} = \eta \delta_k^{çikttı} z_j + \lambda \Delta v_{jk}^{eski} \quad (14)$$

$$\Delta v_{0k}^{yeni} = \eta \delta_k^{çikttı} + \lambda \Delta v_{0k}^{eski} \quad (15)$$

6. Her bir gizli katman nöronu için net hata girdisi hesaplanır.

$$\delta_{j_{net}}^{gizli} = \sum_{k=1}^p \delta_k^{çikttı} v_{jk} \quad (16)$$

7. Hesaplanan bu değer ile birlikte gizli katmandaki her bir nöron için hata bilgi değeri elde edilir.

$$\delta_j^{gizli} = \delta_{j_{net}}^{gizli} f'(z_{j_{netgirdi}}) \quad (17)$$

8. Hata bilgi değeri kullanılarak girdi katmanı ile gizli katman arasındaki bağlantıların ağırlıkları ve eşik değerinin değişim miktarı hesaplanır.

$$\Delta w_{ij}^{yeni} = \eta \delta_j^{gizli} x_i + \lambda \Delta w_{ij}^{eski} \quad (18)$$

$$\Delta w_{0j}^{yeni} = \eta \delta_j^{gizli} + \lambda \Delta w_{0j}^{eski} \quad (19)$$

9. Her bir çıktı nöronu için ağırlıklar yeniden hesaplanır.

$$v_{jk}^{yeni} = v_{jk}^{eski} + \Delta v_{jk}^{yeni} \quad k = 1, 2, \dots, p, j = 0, 1, \dots, m \quad (20)$$

$$w_{ij}^{yeni} = w_{ij}^{eski} + \Delta w_{ij}^{yeni} \quad i = 0, 1, \dots, n \quad (21)$$

1.4.6.2.4.2. Danışmansız Öğrenme

Danışmansız ya da kendini örgütleyen öğrenme yönteminde öğrenme süreci içerisinde herhangi bir harici bir öğretici ya da kural bulunmamaktadır. Danışmansız olarak eğitilebilen ağlar, istenen ya da hedef çıkış olmadan giriş verisinin yapısına göre ağırlık değerlerini düzenler. Bu tip öğrenme yöntemine Yarışmacı Öğrenme, Kohonen'in Öz Örgütlemeli Harita Ağları; Hebbian ve Grossberg öğrenme yöntemleri örnek olarak gösterilebilir. Özellikle Kohonen tarafından geliştirilen öz örgütlemeli harita ağ, biyolojik sistemler göz önüne alınarak geliştirilen bir yöntemdir. Bu yöntemde en büyük çıkışa sahip nöron komşularının bağlantı ağırlıklarını belirlemelerine olanak tanır.

1.4.6.2.4.3. Takviyeli Öğrenme

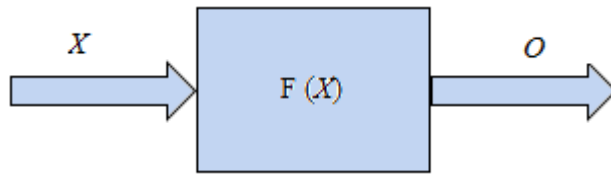
Takviyeli öğrenme yöntemi, danışmanlı öğrenme yöntemine benzemektedir. Ancak bu öğrenme yönteminde giriş değerlerine karşı olması gereken çıkış değerleri yerine, elde edilen çıkış değerlerinin ne kadar doğru olup olmadığını belirleyen bir amaç fonksiyonuyla belirlenir. Performans değerleri genellikle ikili sayılardır ve denetim işlemlerinin ne kadar doğru olduğu bilgisini vermektedir. Optimizasyon problemleri çözümünde kullanılan, Hilton ve Sejnowski tarafından geliştirilmiş olan “ Boltzman Kuralı” takviyeli öğrenme yöntemlerine örnek gösterilebilir.

1.4.6.2.5. Yapay Sinir Ağı Mimarileri

YSA’larda yer alan sinir hücreleri ve bu hücrelerin yapmış oldukları bağlantı biçimleri farklı şekillerde olabilir. YSA mimarilerinin birbirlerinden farklı oluşlarının nedeni ise nöronlar arasında bulunan bağlantıların yönleri ve sinir ağı içerisinde işaretlerin akış yönleridir. Ağ mimarileri temel olarak iki tanedir, bunlar, ileri beslemeli ağlar ve geri beslemeli ağlardır.

1.4.6.2.5.1. İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları

Bu tez çalışmasında verilerin sınıflandırılması için kullanılan İleri Beslemeli YSA’da yapay sinir hücreleri katmanlar halinde dizilir ve her bir katmandaki nöronun çıkışı, bir sonraki katmana ağırlıklar vasıtasıyla aktarılır. Giriş Katmanında bulunan hücreler, kendilerine uygulanan giriş işaretleri üzerinde herhangi bir değişiklik yapmadan bu verileri gizli katmanda bulunan nöronlara aktarırlar. Bu veriler gizli katman ve çıktı katmanında işlenerek YSA’nın ilgili çıktı değeri belirlenmiş olur. Yapısında bulunan doğrusal olmayan aktivasyon fonksiyonlarının yardımıyla YSA doğrusal olmayan bir işlemi yerine getirmiş olur. Şekil 12’ de ileri beslemeli bir YSA’nın blok diyagramı verilmektedir.

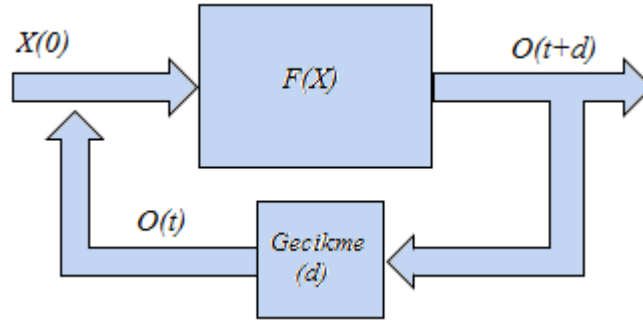


Şekil 12. İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağı Blok Diyagramı

1.4.6.2.5.2. Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları

Çoğunlukla danışmansız öğrenme kurallarının uygulandığı YSA’larda kullanılan geri beslemeli ağlardaki hücrelerden en az birinin çıkışı kendisine veya farklı hücrelere geri besleme olarak aktarılır ve genellikle bu geri besleme işlemi de bir geciktirme elemanı üzerinden yapılır. Geri besleme işlemi aynı katmandaki hücreler arasında yapılabildiği gibi

farklı katmanlar arasındaki hücreler arasında da yapılabilmektedir. Yaptığı bu işlemlerden dolayı ileri beslemeli ağlardan farklı olarak geri beslemeli ağlar dinamik bir çalışma göstermektedir. Bu tip ağlara örnek olarak Hopfield, Elman ve Jordan ağları gösterilebilir. Geri beslemeli YSA'nın blok diyagramı Şekil 13' te verilmektedir.



Şekil 13. Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağı Blok Diyagramı

1.4.6.2.6. Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri

Yapılan çalışmalarda kullanılan YSA modelleri üzerinde çalışılan problemlere göre farklılıklar göstermektedir, ancak bütün modeller için geçerli olan özellikler aşağıdaki gibi verilebilir [47].

YSA'yı oluşturan temel elemanlar olan yapay sinir hücreleri (nöronlar) yapılarında kullanılan aktivasyon fonksiyonundan dolayı doğrusal değildirler ve bu sayede oluşturdukları ağ da doğrusal değildir. Bu özelliği sayesinde YSA, doğrusal olmayan problemlerin çözümünde kullanılabilir.

YSA bir sistem için herhangi bir matematiksel model olmaksızın giriş ve çıkış verileri kullanılarak öğrenilme özelliğine sahiptirler. Eldeki veriler kullanılarak giriş ve çıkış verileri arasında bulunan ilişkiyi ve veriler arasındaki dinamikleri öğrenebilir ve yapısında bulunan nöronlar yardımıyla kendilerini organize ederek yenileyebilirler. Öğrenme işlemi YSA'larda bulunan bütün nöronlar tarafından gerçekleştirilir ve ağdaki bütün nöronlar sonucun belirlenmesinde rol oynar.

YSA kendisine uygulanan veriler yardımıyla, üzerinde çalışılan problem hakkında genelleme yapabilecek düzeye ulaşır ve ardından, eğitim aşamasında karşılaşmadığı örnekler için de çıkış değerleri üretebilmektedirler.

YSA'nın gerçekleştirebildiği en önemli özelliklerden biri de eğitim süreci dışında kullanılırken de yeni verilerden yararlanarak öğrenebilme işlemini devam ettirebilmesidir. Belirli bir problemin çözümü için eğitilen ağ, problemin değişimine uyum sağlayabilir ve tekrar eğitilebilir.

YSA birbirlerine paralel olarak bağlı olan ve beraber çalışan nöronlardan oluşan bir yapıya sahip olduğundan dolayı ağın sahip olduğu bilgi bütün nöronlar arasında bulunan ağırlıklar arasında paylaşılmış durumdadır. Eğitilmiş bir ağın bazı nöronları arasında bulunan ağırlıkların zarar görmesi, ağın doğru çıkış vermesini önemli oranda etkilemeyebilir.

YSA ayrıca belirsiz bilgileri işleyebilme yeteneğine sahiptirler. Yani bir problem üzerinde eğitildikten sonra öğrendiği olay hakkında ilişki kurarak karar verebilirler.

YSA'daki bilgi, ağın üretmiş olduğu bağlantı ağırlıkları üzerinde bulunmaktadır. Bu bilgi herhangi bir veri tabanında veya program içinde değil, ağın üzerinde bulunmaktadır.

Literatürde bulunan çalışmalar incelendiğinde; YSA eğitiminde her tür veri, sayılarla kodlanması halinde ağın eğitilmesi için kullanılabilir. Bu özelliği YSA teknolojisinin belirli varsayımlara dayanan istatistiksel yöntemlere olan üstünlüğünü göstermektedir.

Verilen bu özellikler, ağın yapısında bulunan ve paralel olarak dağılmış yapay sinir hücrelerinin yardımıyla hesaplama ve işleme gücünü ortaya çıkarmaktadır [48].

1.4.6.3 Temel Bileşenler Analizi

Temel bileşenler analizi ilk olarak 20.yüzyıl başlarında Karl Pearson tarafından geliştirilmiş bir yöntemdir ve 1933 yılında Hotelling, 1964 yılında ise Rao tarafından uygulama alanları geliştirilerek kullanılmaya devam etmiştir [49].

Temel bileşenler analizi, değişkenler arasında bulunan bağımlılığın yok edilmesini sağlama ve boyut indirgeme için kullanılır. Bu yöntem tek başına kullanılan bir analiz olduğu gibi, farklı algoritmalar için verilerin düzenlenmesinde de kullanılabilir [50].

Değişkenler arasında bulunan bağımlılık istatistik analizi zorlaştırmaktadır ve bu sorunu ortadan kaldırmak için kullanılan yöntemlerden birisi de Temel Bileşenler Analizidir [51].

Bu analiz yönteminde, n gözlem ve s değişkenden oluşan veri matrisini X ile ifade edersek, X' in s boyutlu uzaydaki yapısı çok sayıda örnekten oluşan bir topluluk olarak verilebilir. Temel bileşenler analizinde eğer X veri matrisinde işlenmemiş veri kullanılıyor ise varyans-kovaryans matrisinden, standartlaştırılmış veri kullanılıyor ise korelasyon matrisinden yararlanılır. Bu iki yöntemden hangisinin seçileceği konusundaki en önemli etken, verilerin ölçü birimidir. Veri matrisindeki değişkenler eğer aynı ölçü birimine sahip ve aralarında çok fazla fark yoksa varyans-kovaryans matrisi kullanılırken, farklı ölçü birimine sahip verilerin bulunduğu durumlarda korelasyon matrisinden yararlanılması önerilir [52]. Bu tez çalışmasında kullanılan veriler sensörlerden alınan işaretler olduğundan, hepsinin ölçü birimi aynı olduğundan ve veriler arasındaki farkın çok fazla olmamasından dolayı varyans-kovaryans matrisinden faydalanılmıştır. Orijinal verilerin kullanılmasıyla oluşturulan $n \times p$ boyutlu X veri matrisi aşağıda verilmiştir.

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} & \cdot & \cdot & x_{1s} \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} & \cdot & \cdot & x_{2s} \\ x_{31} & x_{32} & x_{33} & \cdot & \cdot & x_{3s} \\ x_{41} & x_{42} & x_{43} & \cdot & \cdot & x_{4s} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ x_{n1} & x_{n2} & x_{n3} & \cdot & \cdot & x_{ns} \end{bmatrix} \quad (22)$$

$$X_1 = \begin{bmatrix} x_{11} \\ x_{21} \\ x_{31} \\ x_{41} \\ \cdot \\ \cdot \\ x_{n1} \end{bmatrix}, X_2 = \begin{bmatrix} x_{12} \\ x_{22} \\ x_{32} \\ x_{42} \\ \cdot \\ \cdot \\ x_{n2} \end{bmatrix}, X_3 = \begin{bmatrix} x_{13} \\ x_{23} \\ x_{33} \\ x_{43} \\ \cdot \\ \cdot \\ x_{n3} \end{bmatrix}, \dots, X_s = \begin{bmatrix} x_{1s} \\ x_{2s} \\ x_{3s} \\ x_{4s} \\ \cdot \\ \cdot \\ x_{ns} \end{bmatrix} \quad (23)$$

şeklinde gösterilir. Temel bileşenler matematiksel olarak X_1, X_2, \dots, X_s değişkenlerinin doğrusal kombinasyonlarıyla, geometrik olarak, birbirleriyle ilişkili olan koordinat eksenlerini döndürerek, birbirinden bağımsız yeni koordinat sistemlerinin oluşturulmasını amaçlamaktadır. Oluşturulan yeni eksenler maksimum değişkenliği barındıran yönleri

gösterir ve birlikte değişme durumunun daha az sayıda değişkenle açıklanmasına olanak tanır. X veri matrisinde yer alan s adet değişkenin doğrusal bileşenlerinin bulunması için, bu veri matrisinin varyans-kovaryans matrisinden faydalanılmaktadır [53]. Varyans-kovaryans matrisini oluşturmak için gerekli olan denklemler aşağıda verilmektedir [54]. Bu denklemlerde $Var(X)$ varyansı gösterirken, $Cov(X, Y)$ ise kovaryans değerini göstermektedir.

$$Var(X) = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(X_i - \bar{X})}{(n-1)} \quad (24)$$

$$Cov(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{(n-1)} \quad (25)$$

Verilen orijinal X veri matrisinin her sütununda bulunan elemanlardan ait oldukları sütunun ortalama değeri çıkarılarak elde edilen yeni \hat{X} veri matrisinin (24) ve (25) formülleri kullanılarak elde edilen varyans-kovaryans matrisi $s \times s$ boyutunda olup (26) denkleminde gösterildiği gibidir.

$$S = \begin{bmatrix} S_{11} & S_{12} & S_{13} & \cdot & \cdot & S_{1s} \\ S_{21} & S_{22} & S_{23} & \cdot & \cdot & S_{2s} \\ S_{31} & S_{32} & S_{33} & \cdot & \cdot & S_{3s} \\ S_{41} & S_{42} & S_{43} & \cdot & \cdot & S_{4s} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ S_{s1} & S_{s2} & S_{s3} & \cdot & \cdot & S_{ss} \end{bmatrix} \quad (26)$$

Temel bileşenleri elde etmek için kullanılan S matrisinin özdeğerleri (27) denklemi ile hesaplanır.

$$|S - \lambda I| = 0 \quad (27)$$

(27) denkleminin çözümünde λ değerinin s . dereceden bir polinomu elde edilir ve bu polinomun s adet kökü, yani S matrisinin s adet özdeğerleri hesaplanır. Bileşenlerin varyansları özdeğerlere eşittir ve bu özdeğerleri büyükten küçüğe doğru sıralamayla birlikte aslında bileşenlerin varyansları sıralanmış olmaktadır. Birinci bileşenin varyansı toplam

varyanslar arasındaki en büyük varyans değeridir [55]. Elde edilen s adet özdeğere karşılık gelen s tane özvektör bulunmaktadır ve en büyük özdeğere karşılık gelen özvektör de veri setinin temel bileşeni olarak belirlenmektedir [56]. Temel bileşenlerin belirlenmesinin yanında, üzerinde durulması gereken diğer bir önemli konu da elde edilen s adet özvektörden kaçının kullanılacağıdır. Bu konu ile ilgili literatürde en çok kullanılanları, kullanılacak olan varyasyonun tüm varyasyonun 2/3 ünü geçinceye veya kullanılacak olan varyasyonun tüm varyasyona oranı 90% olana kadar özdeğerler toplanarak çalışmada kullanılacak bileşen sayısına karar verilir [55]. Bu tez çalışmasında ise kullanılacak bileşenlerin belirlenmesi için, kullanılacak olan özvektörlere karşılık gelen özdeğerlerin toplamı, tüm özdeğerlerin toplamına oranı en az 90% olana kadar özdeğerler toplanmış ve bu şekilde çalışmada kullanılacak olan bileşen sayısı belirlenmiştir. Yapılan çalışmada her koku için elde edilen veriler kullanılarak belirlenen 8 adet özvektörden ilki tüm verinin barındırdığı bilginin en az %90 ını ifade edebilecek şekilde oluşmuştur ve bu veri G_T (28) denklemiyle hesaplanmaktadır

$$G_T = V_1^T * X^T \quad (28)$$

Bu denklemde V_1^T ilk özvektörün transpozunu, \hat{X}^T ortalaması çıkarılmış orijinal veri matrisinin transpozunu ve G_T Temel bileşenler analizi ile boyutu azaltılmış veriyi göstermektedir. Temel bileşenler analiziyle, 60000x8 boyutunda olan X veri matrisi, en az 90% ünün temsil edildiği 60000x1 boyutunda G_T veri matrisiyle temsil edilebilmektedir.

1.5. Bulanık Mantık ve Bulanıklık Kavramı

Günlük hayatta kullanılan birçok terimin yapısında bulanıklık vardır. Bir şeklin veya cismin tanımlanmasında, bir emrin verilmesinde ve daha birçok durumda kullandığımız ifadelerin yapısı hep bulanıktır. Bunlara örnek vermek gerekirse; uzun, kısa, ılık, sıcak, biraz fazla, çok fazla, bulutlu, güneşli gibi terimlerin her biri bulanıklık içermektedir. İnsanlar bir olayı anlatırken yahut bir durum karşısında karar verirken, yukarıda bazı örneklerini vermiş olduğumuz belirsizlik içeren ifadeleri kullanırlar. Örneğin sürdüğümüz arabanın hızı az ise,

arabanın hızını biraz artırırız ya da içtiğimiz çayın şekeri az ise çaya biraz şeker katarız. Bu ve bunun gibi birçok durum, belirsizlik içeren durumlarda insan beyninin verdiği bulanık cevaplara birer örnektir. Bulanık mantık ve bulanık mantık kurallarının kullanıldığı bulanık küme teorisini 1965 yılında Lotfi A. Zadeh, “*The Theory of Fuzzy Logic and Fuzzy Sets (Bulanık Mantık ve Bulanık Kümeler Kuramı)*” isimli makalesiyle yayınlamıştır. Bulanık mantık özellikle 1970 li yıllardan sonra kullanılmaya başlanmıştır. Bu durumu sağlayan ise Zadeh’ in bulanık mantığın belirsizlik içeren sistemler üzerinde uygulanabilirliğini gösteren çalışmaları olmuştur [58-60]. İlerleyen yıllarda ise bulanık mantığın kullanımı oldukça artmıştır ve günümüzde hemen hemen her alanda bulanık mantık kullanılır olmuştur [61]. Elektronik alanında bulanık mantığın uygulama dalları aşağıdaki gibi verilebilir [62]:

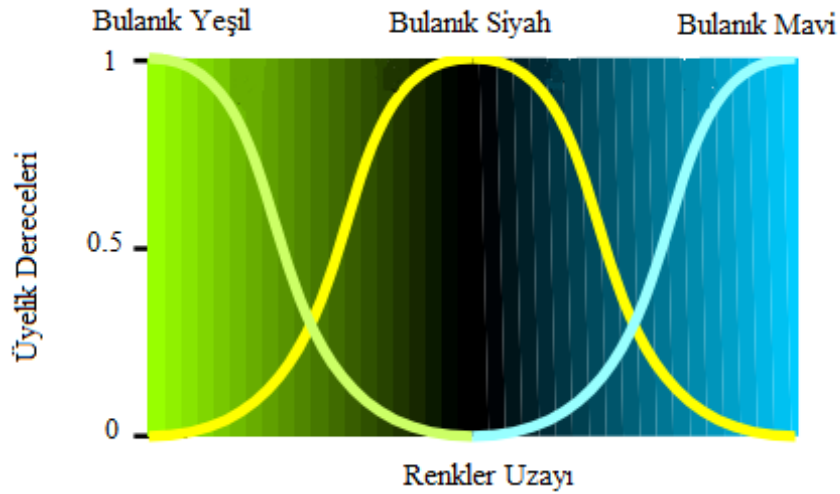
- ❖ Otomatik Kontrol Sistemleri: Robotik, otomasyon, akıllı denetim, izleme sistemleri, vb.
- ❖ Bilgi Sistemleri: Bilgi depolama ve yeniden çağırma, uzman sistemler, bilgi tabanlı sistemler, vb.
- ❖ Örüntü Tanıma; Görüntü işleme, makine görüntülemesi, sayısal işaret işleme ve sınıflandırma uygulamaları, vb.
- ❖ Optimizasyon: Fonksiyon optimizasyonu, filtreleme, eğri uydurma, vb.

Bulanık mantık, doğrusal ya da doğrusal olmayan sistemler üzerinde yapılan işlemlerde oldukça kullanışlıdır. Günlük hayatta kullanılan sistemlerin neredeyse hiçbiri doğrusal değildir ve bulanık mantık bu sistemlerin analizinde oldukça yararlı çözümler sunmaktadır [60]. BMY’de kurallar, üyelik fonksiyonları ve sonuca varma işlemleri çalışılan sistem konusunda edinilmiş bilgiden türetilen dilsel terimler yardımıyla, sonuçlar elde edilir.

BMY’de belirsizlik içeren büyüklükler, bulanık kümeleri karakterize eden üyelik fonksiyonları ile tanımlanırlar. Bulanık sayılar ardından bulanık bir ortamda insan düşünce ve karar verme mekanizmasına benzer şekilde *eğer.... ise ... olsun* şeklindeki önerme ve kural yürütme işlemleri yardımıyla bulanık bir sonuca dönüştürülür. Tıpkı bir insanın yaptığı gibi bulanık mantık esaslarına göre işlem yapan bir sistemde kendisine daha önceden öğretilen bilgileri kullanarak, yeni durumlar hakkında sonuca varırlar.

1.5.1. Bulanıklık

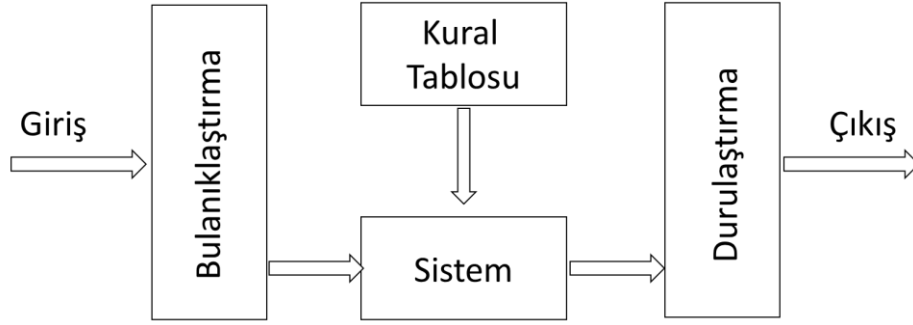
Bulanık mantık konusunun temel elemanı bulanık kümelerdir. Bulanık kümeleri karakterize etmek için üyelik fonksiyonları kullanılır. Bu yöntemde kullanılan üyelik fonksiyonları da aslında birer bulanık sayıdır. Bulanıklık kavramının daha iyi anlaşılabilmesi için Şekil 14’ te verilen örnek incelenebilir. Şekil 14 incelendiğinde renk uzayında tanımlı olan yeşil, siyah ve mavi değişik tonlara sahiptir. Şeklin sol yarısındaki ilk bölgede yeşilden siyaha doğru bir geçiş bulunmaktadır. Sol yarı bölgede, sağa doğru ilerledikçe bölgenin yeşil kümesine ait olma derecesi ya da üyelik derecesi azalırken siyah bulanık kümesine olan üyelik derecesi artmaktadır. Aynı şekilde şeklin sağ yarı bölgesinde ise siyah renkten mavi renge bir geçiş bulunmaktadır ve bu bölgede yine sağ taraf doğru ilerlendiğinde bölgenin siyah bulanık kümesine olan üyelik derecesi azalırken mavi bulanık kümesine olan üyelik derecesi artmaktadır.



Şekil 14. Yeşil, siyah ve mavi bulanık renk kümeleri [60].

1.5.2. Bulanık Sistemin Genel Yapısı

Bulanık sistemlerin genel yapısı Şekil 15 'te verildiği gibidir.



Şekil 15. Bulanık sistemlerin genel yapısı

Bu sistemde verilen ara yüzlerin görevlerini açıklarsak; bulanıklaştırma bölümünde, kesin girdi değerleri işlenerek bulanık değerlere dönüştürülmektedir. Burada sistem kesin girdi değerlerini alır ve bulanık kümeler yardımıyla sözel ifadelere dönüştürür. Bulanıklaştırma sürecinde ele alınan üyelik fonksiyonları, problemin yapısına ve amacına uygun olmalıdır. Genel olarak üyelik fonksiyonlarının seçimi sezgisel, matematiksel, geometrik ya da istatistiksel yaklaşımlara dayandırılabilir [60]. Bu kümelerin üyelik derecelerinin ve üyelik fonksiyonlarının belirlenmesinde kullanılan başlıca yöntemler;

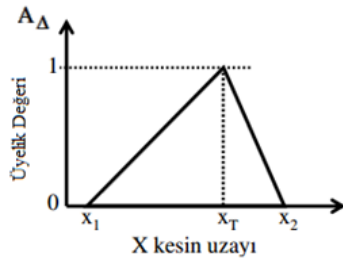
- a) Sezgi ve tecrübe
- b) Çıkarım
- c) Mertebelenme
- d) Açılı bulanık kümeler
- e) Yapay sinir ağları
- f) Genetik algoritmalar
- g) Çıkarımcı muhakeme yaklaşımlarıdır [60].

Bu tez çalışması kapsamında gerçekleştirilen deneylerde 3 çeşit bulanık küme üyelik fonksiyonu kullanılmıştır. Bunlar; *Üçgen Üyelik Fonksiyonu*, *Gauss Üyelik Fonksiyonu*, *Çan Üyelik Fonksiyonu* dur. Bu fonksiyonlara ait bilgiler Şekil 16, Şekil 17 ve Şekil 18 de verilmektedir.

Kural İşleme Biriminde ise sözel ifadelerle çevrilen girdi değişkenleri için bulanık sonuç çıkarma adımı, güncel durum için kurallara dayandırılarak uygulanır ve bu birimin çıkışında sonuç sözel ifadeleri hesaplanır [61]. Bu yapılarda bulanık kural “ eğer ... ise, ... olsun ” (örneği X değeri A ise, Y değeri B olsun) şeklindedir. Bu ifadeden de anlaşılacağı gibi bulanık sonuç çıkarma işlemlerinin, iki bileşeni olduğu görülür.

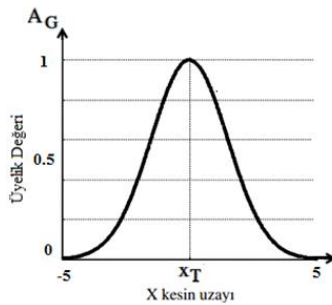
- ❖ Kümeleme: Kuralların ‘ eğer ... ’ bölümlerinin hesaplanması
- ❖ Düzen: ‘ ... olsun ’ bölümlerinin hesaplanması

Burada önemli olan noktalardan birisi kuralların uyumluluğudur. Kural tablosunun doğru şekilde belirlenmesi üzerinde çalışılan sistemin performansını etkileyecek olan en önemli faktördür ve bu tablonun belirlenmesi için de çalışılan sistemin uzman bir kişi tarafından incelenip doğru kuralların belirlenmesi gerekmektedir.



$$A_{\Delta} = \max\left(\min\left(\frac{x-x_1}{x_T-x_1}, \frac{x_2-x}{x_2-x_T}\right), 0\right)$$

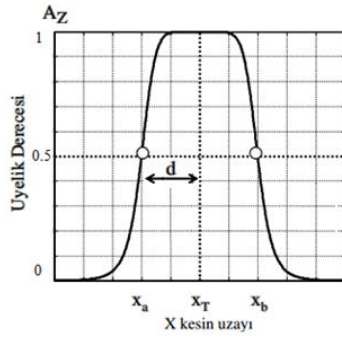
Şekil 16. Üçgen üyelik fonksiyonu genel yapısı



$$A_G = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-x_T}{W}\right)^2}$$

$W=1.5$

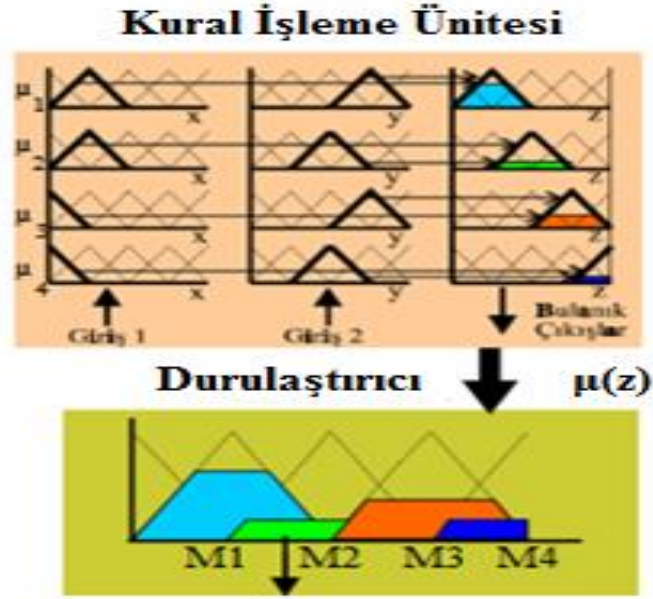
Şekil 17. Gauss üyelik fonksiyonu genel yapısı



$$A_Z = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - x_T}{d} \right|^{2m}}$$

Şekil 18. Çan üyelik fonksiyonu genel yapısı

Kural işleme biriminde işlenen sözel ifadeler devamında durulaştırma birimine gönderilir. Pratik uygulamalarda, özellikle mühendislik plan, proje ve tasarımlarında boyutlandırmalar için kesin sayısal değerlere ihtiyaç duyulmaktadır. Yapay zeka çalışmalarındaki bulanık değişken, küme mantık ve sistemlerin bulanık olabilecek çıkarımlarının kesin sayılar haline dönüştürülmesi gerekmektedir. Elde edilen bulanık değerlerin kesin sonuçlar haline dönüştürülmesi için yapılan işlemlerin hepsine durulaştırma denmektedir. Durulaştırma işlemi için literatürde en fazla kullanılan yöntemler; alanların merkezi yöntemi, iki bölge yöntemi, maksimumun ortalaması yöntemi, maksimumun en küçüğü yöntemi, maksimumun en büyüğü yöntemi, Sugeno bulanık modelleri ve Tsukamoto bulanık modelleri şeklindedir [61]. Bu tez çalışmasında durulaştırma yöntemi olarak Alanların Merkezi Yöntemi kullanılmıştır ve bu yöntemin çalışma prensibi Şekil 19'da görülmektedir.



Şekil 19. Alanların merkezi durulaştırma yöntemi
akış diyagramı

Şekil 19' da verilen diyagrama göre kesin çıkış değeri;

$$\text{Kesin Çıkış} = \frac{\sum_{i=1}^N \mu_i(z_i) z_i}{\sum_{i=1}^N \mu_i(z_i)} \quad (31)$$

şeklinde hesaplanır. (31) denkleminde i kural numarasını, N ise toplam kural sayısını göstermektedir. Durulaştırıcı çıkışında elde edilen değer yorumlanmak üzere tasarımcı tarafından değerlendirilir.

1.6. k-Katlı Çapraz Doğrulama ve Başarı Ölçümü

k -Katlı Çapraz Doğrulama yöntemi, üzerinde çalışılan sistemin doğruluk derecesinin belirlenmesinde sıklıkla kullanılan bir yöntemdir [57]. k -Katlı Çapraz Doğrulama yönteminde A ile temsil edilen veri seti, yaklaşık olarak her birinde aynı sayıda veri bulunan ve A_1, A_2, \dots, A_k şeklinde k adet parçaya ayrılır. Bu yöntemin uygulanması aşamasında k

parçaya bölünmüş olan veri setlerinden her seferinde bir tanesi test veri seti, diğerleri eğitim veri seti olacak şekilde işlemler yapılır.

DeneySEL çalışmalar k-katlı çapraz doğrulama yönteminde genellikle k değerinin 10 adet alınmasının uygun olacağını göstermiştir. Ancak veri sayısını küçük olması durumunda k değeri 2 veya 5 olarak ta alınabilmektedir [57]. Bu tez çalışması kapsamında başarı oranının belirlenmesi için 5 katlı çapraz doğrulama işlemi gerçekleştirilmiştir. K tane farklı eğitim ve test veri setiyle birlikte üzerinde işlem yapılan sistemlerde sonuç olarak k adet başarı ölçüsü elde edilmiş olmaktadır. Bu durumda üzerinde çalışılan sistemin genel başarısını elde etmek için bu k adet ölçüm sonucunun ortalama değeri hesaplanır. Üzerinde çalışılan sistemin Sınıflandırma Başarı Oranını (SBO) elde etmek için doğru olarak sınıflandırılan veri sayısının (DVSV), toplam veri sayısına (TVS) oranı hesaplanır. Sınıflandırma başarı oranına ait işlemler (29) denkleminde verilmektedir.

$$SBO = \frac{DVSV}{TVS} , \text{ ortalama SBO} = \frac{\sum_{i=1}^k SBO_i}{k} \quad (29)$$

2. YAPILAN ÇALIŞMALAR

Bu yüksek lisans çalışmasında sınıflandırılması için yapılan işlemler temel olarak Şekil 20' de gösterildiği gibidir.



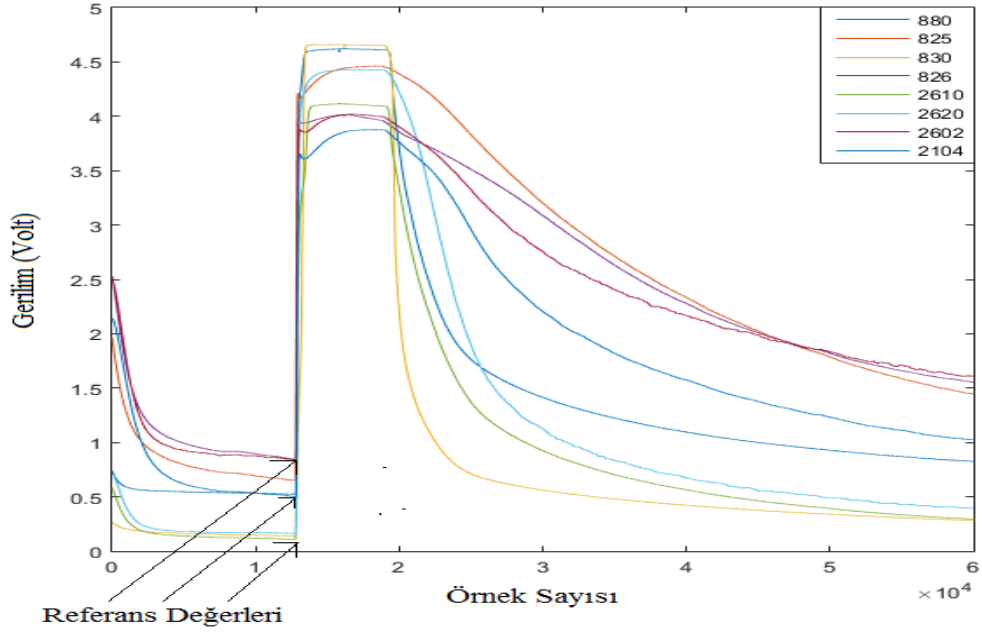
Şekil 20. Sensörlerden elde edilen işaretin işleme aşamaları [69].

2.1. Referans Gazın Çıkarılması

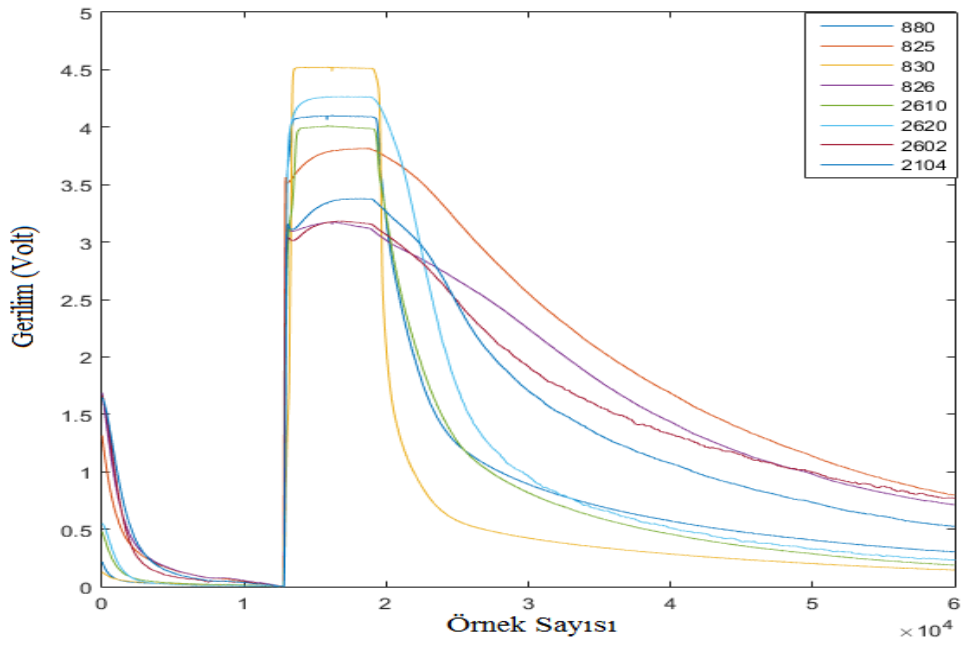
Elektronik burun çalışmalarında özellikle metal oksit sensörlerin kullanıldığı uygulamalarda sensör kaymaları en önemli sorunlardan biridir ve bu durumun önüne geçmek için kullanılan en önemli yöntemlerden biri de referans gazın çıkarılması yöntemidir [66,67]. Bu yüksek lisans çalışmasında da (30) denkleminde verilen formülle gerçekleştirilen referans düzeltme işlemi gerçekleştirilmiştir.

$$V_{n,s,r}(t) = V_{n,s}(t) - V_{n,s}(0) \quad (30)$$

Bu denklemde $V_{n,s}(t)$ n. örnek koku için s. sensörden elde edilen işareti, $V_{n,s}(0)$ ilk örnekleme de elde edilen işaretin değerini gösterirken, $V_{n,s,r}(t)$ ise referansı düzeltilmiş işareti göstermektedir. Şekil 21' de aseton kokusuna ait referans düzeltme uygulanmış ve uygulanmamış olan işaretler verilmektedir.



(a)



(b)

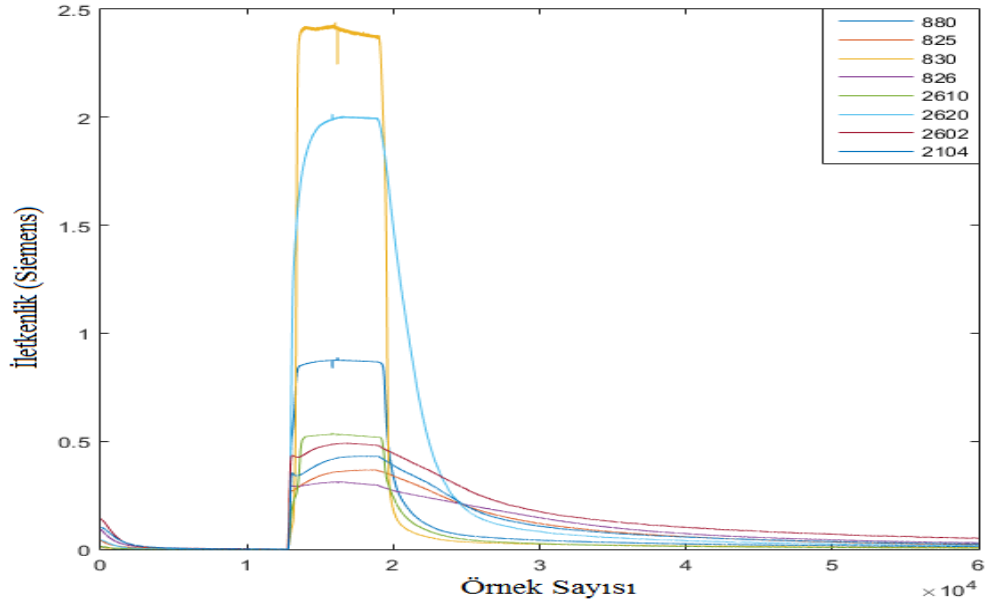
Şekil 21. (a) Sensörlerden elde edilen ham işaret, (b) Referansı düzeltilmiş işaret

2.2. İletkenlik Dönüşümü

Referans düzeltme işlemiyle birlikte referansı düzenlenen işaret, ilgili elektronik burun devresinde kullanılan çıkış direncinin üzerindeki gerilim işaretidir. Literatürdeki çalışmalar incelendiğinde elektronik burun çalışmalarında sensör direnci veya sensör iletkenliği kullanıldığı görülmüştür [67,69]. Bu çalışmada da kullanılan işaret sensör iletkenliğidir. Şekil 21 (b)' de elde edilmiş olan referansı düzenlenmiş işaret denklem (31) ile birlikte iletkenliğe dönüştürülmüştür.

$$G_{n,s}^R(t) = \frac{V_{n,s}^R}{(V_C - V_{n,s}^R)R_{L,s}} \quad (31)$$

(31) denkleminde, $G_{n,s}^R(t)$ n. koku için s. sensörün iletkenlik değerini göstermekteyken, $R_{L,s}$ s. sensöre bağlı bulunan yük direncini ve V_C sensörün besleme gerilimini göstermektedir. Şekil 22' de aseton kokusuna ait işaretin iletkenliğe dönüştürülmüş şekli görülmektedir.



Şekil 22. Aseton kokusu uygulanan sensörlerin iletkenliğinin değişimi

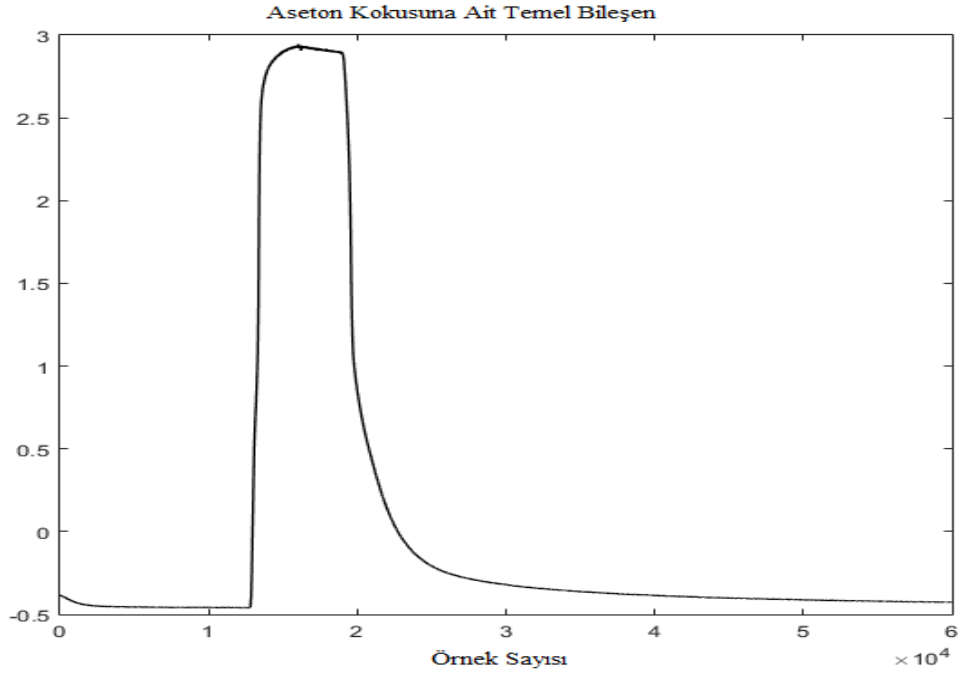
2.3. Öznitelik Çıkarma

Öznitelik çıkarma her örnekten ölçülen veri sayısını azaltmak için, sensörlerden gelen işaretler içinden tanımlayıcı bilgiler çıkartma işlemidir. Kesin bir öznitelik çıkarma yöntemi bulunmamakla beraber bu işlem problemin doğasına ve kullanılan sensöre göre değişmektedir [67,69]. Bu çalışmada YSA' larda giriş verisi olarak kullanılan veriler aşağıdaki gibidir;

1. Her sensörden elde edilen iletkenlik işaretinin (8x135) boyutunda maksimum değerleri.
2. Her sensörden elde edilen iletkenlik işaretinin (8x135) boyutunda ortalama değerleri.
3. Her sensörden elde edilen iletkenlik işaretinin (8x135) boyutunda standart sapma değerleri.
4. Her sensörden elde edilen iletkenlik işaretinin (8x135) boyutunda maksimum değerlerinin doğal logaritma değerleri
5. Her sensörden elde edilen iletkenlik işaretinin (8x135) boyutunda ortalama değerlerinin doğal logaritma değerleri.
6. Her sensörden elde edilen iletkenlik işaretinin (8x135) boyutunda standart sapma değerlerinin doğal logaritma değerleri.
7. Her sensörden elde edilen iletkenlik işaretinin (8x135) boyutunda maksimum değerlere Temel Bileşen Analizi uygulanması sonucu elde edilen (2x135) boyutlu veri.
8. Her sensörden elde edilen iletkenlik işaretinin (8x135) boyutunda ortalama değerlere Temel Bileşen Analizi uygulanması sonucu elde edilen (2x135) boyutlu veri.
9. Her sensörden elde edilen iletkenlik işaretinin (8x135) boyutunda standart sapma değerlerine Temel Bileşen Analizi uygulanması sonucu elde edilen (2x135) boyutlu veri.
10. Her sensörden elde edilen iletkenlik işaretinin (8x135) boyutunda maksimum değerlerinin doğal logaritma değerlerine temel bileşen analizi uygulanmasıyla elde edilen (2x135) boyutlu veri.

- 11.** Her sensörden elde edilen iletkenlik işaretinin (8x135) boyutunda ortalama değerlerinin doğal logaritma değerlerine temel bileşen analizi uygulanmasıyla elde edilen (2x135) boyutlu veri.
- 12.** Her sensörden elde edilen iletkenlik işaretinin (8x135) boyutunda standart sapma değerlerinin doğal logaritma değerlerine temel bileşen analizi uygulanmasıyla elde edilen (2x135) boyutlu veri.
- 13.** 7, 8, 9 şıklarında belirtilen verilerin birleştirilmesiyle oluşturulan (6x135) boyutlu veri.
- 14.** 13. şıkta belirtilen (6x135) boyutlu veriye temel bileşen analizi uygulanmasıyla elde edilen (2x135) boyutlu veri.
- 15.** 10, 11, 12 şıklarında belirtilen verilerin birleştirilmesiyle oluşan (6x135) boyutlu veri.
- 16.** 15. şıkta belirtilen (6x135) boyutlu veriye temel bileşen analizi uygulanmasıyla elde edilen (2x135) boyutlu veri.
- 17.** Yapılan ön işlemler sonucunda elde edilen (60000x8) boyutlu veriye temel bileşen analizi uygulanmasıyla elde edilen (60000x1) boyutlu veriden çıkarılan d1 ve d2 öznitelikleri. d1 ve d2 öznitelikleri ayrıca BMY de kullanılan özniteliklerdir ve elde edilme yöntemi aşağıda verilmektedir.

d1 ve d2 öznitelikleri için iletkenlik işaretine öncelikle temel bileşen analizi uygulanmıştır ve böylece (60000x8) boyutlu veri (60000x1) boyutlarına indirgenmiştir. Bu çalışmada temel bileşen analizi sonucunda elde edilen en büyük özdeğerin temsil ettiği temel bileşen orijinal verinin en az 90%'ı olacak şekilde belirlenmiştir. Aseton kokusuna ait iletkenlik işaretinin temel bileşeni Şekil 23'te verilmektedir.

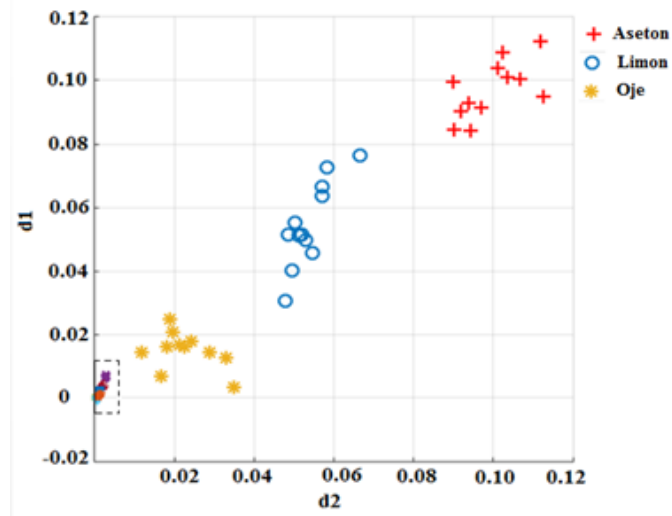


Şekil 23. Aseton kokusuna ait iletkenlik işaretinin temel bileşeni

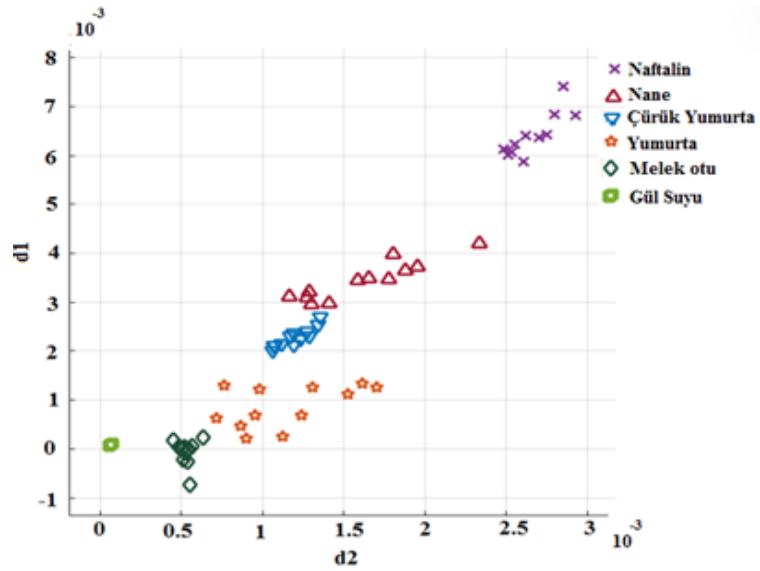
Şekil 23' te verilmiş olan temel bileşen işaretinin 130, 160, 190 ve 220. saniyelerdeki değerleri (32) denklemleri kullanılarak d_1 ve d_2 değerleri elde edilmiş ve bu değerler giriş verisi olarak kullanılmıştır.

$$d_1 = \frac{G_T(16000) - G_T(13000)}{30}, \quad d_2 = \frac{G_T(22000) - G_T(19000)}{30} \quad (32)$$

Bu çalışma kapsamında Bulanık Mantık Yöntemiyle sınıflandırma için kullanılan giriş verileri d_1 ve d_2 değerleridir. d_1 ve d_2 değerlerinin kullanılmasının nedeni oluşturulan saçılım grafiğinde verilerin örtüşmediği tek öznelik çifti olmalarıdır diğer öznelikler kullanıldığında saçılım grafiğinde veriler üst üste örtüşmekte ve kokuların sınıflandırılması zorlaşmaktadır. d_1 ve d_2 değerlerinin kullanılmasıyla elde edilen saçılım grafikleri Şekil 24' te verilmektedir.



(a)

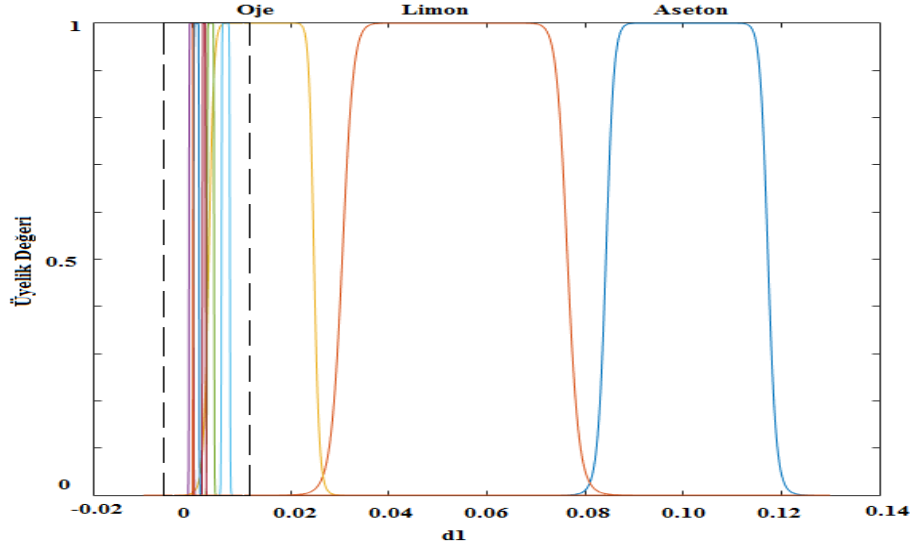


(b)

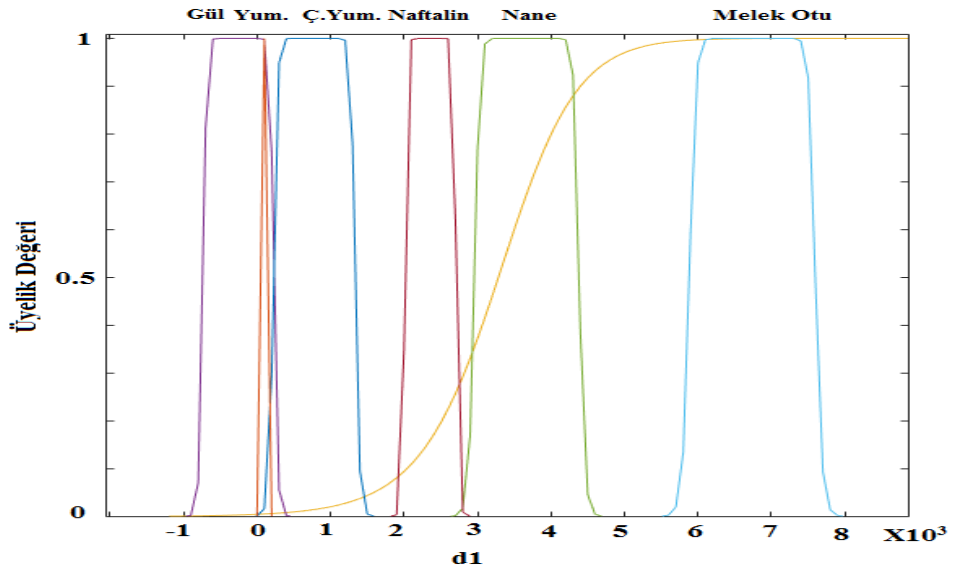
Şekil 24. d_1 ve d_2 büyüklüklerinin kullanılmasıyla elde edilen saçılım grafiği, (a) daki kesikli çizgilerle belirlenen bölgenin ayrıntılı çizimi (b) de bulunmaktadır.

Bulanık mantık çalışmalarında üyelik fonksiyonlarının üzerinde çalışılan probleme oldukça bağlıdır [68]. Bu yüksek lisans çalışmasında 1. Bölümde de bahsedildiği üzere 3 farklı çeşit bulanık küme üyelik fonksiyonu (*Üçgen Üyelik Fonksiyonu*, *Gauss Üyelik Fonksiyonu*, *Çan Üyelik Fonksiyonu*) kullanılmıştır. BMY ile yapılan sınıflandırma sonuçlarına göre en iyi iki sonucun alındığı üyelik fonksiyonlarına ilişkin bilgiler Şekil 23

ve 25' te verilmektedir. Şekil 25 (a)' da kesikli çizgi ile gösterilen bölüm Şekil 25 (b)' de gösterilmektedir.

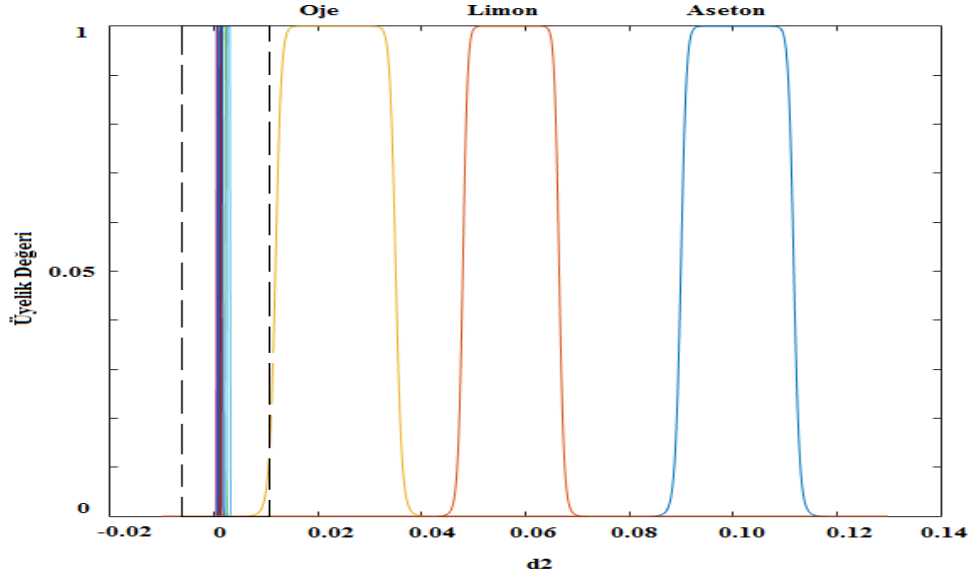


(a)

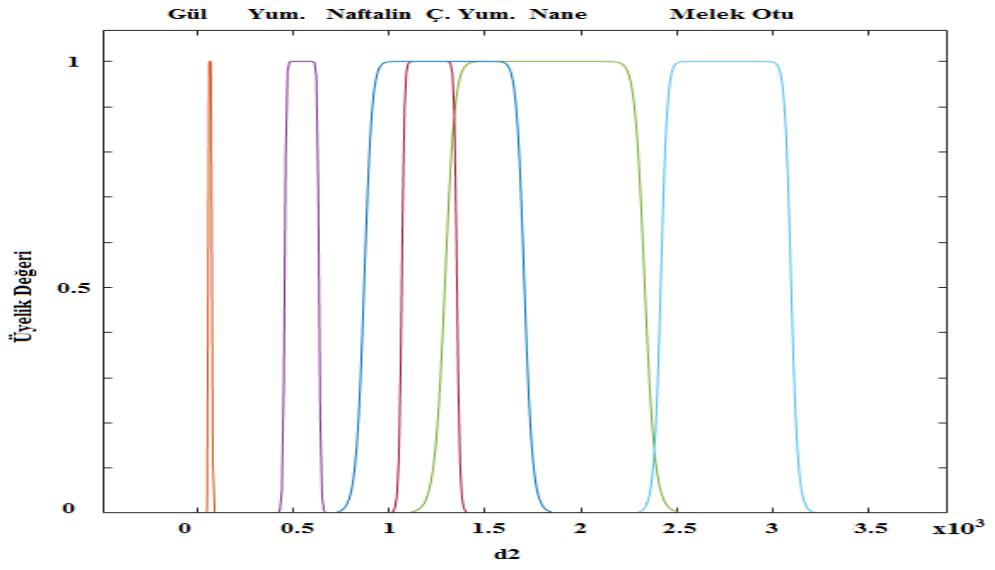


(b)

Şekil 25. (a) d1 kesin girişi için çan üyelik fonksiyonları, (b) çan üyelik fonksiyonlarının ayrıntılı gösterimi

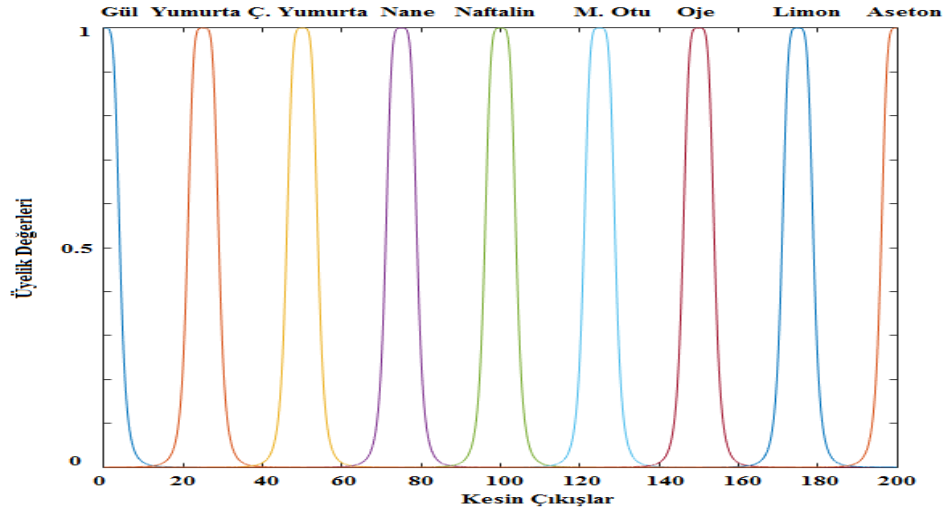


(a)

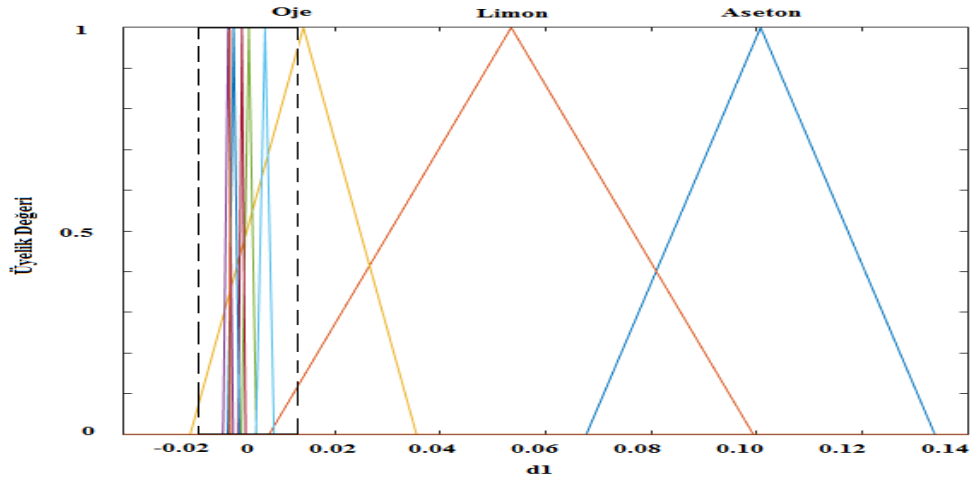


(b)

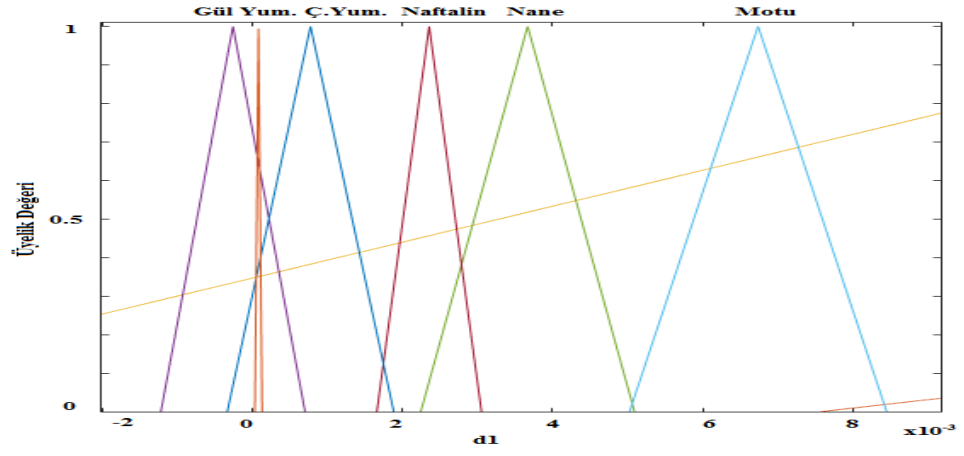
Şekil 26. (a) d_2 kesin girişi için çan üyelik fonksiyonları,(b) çan üyelik fonksiyonlarının ayrıntılı gösterimi



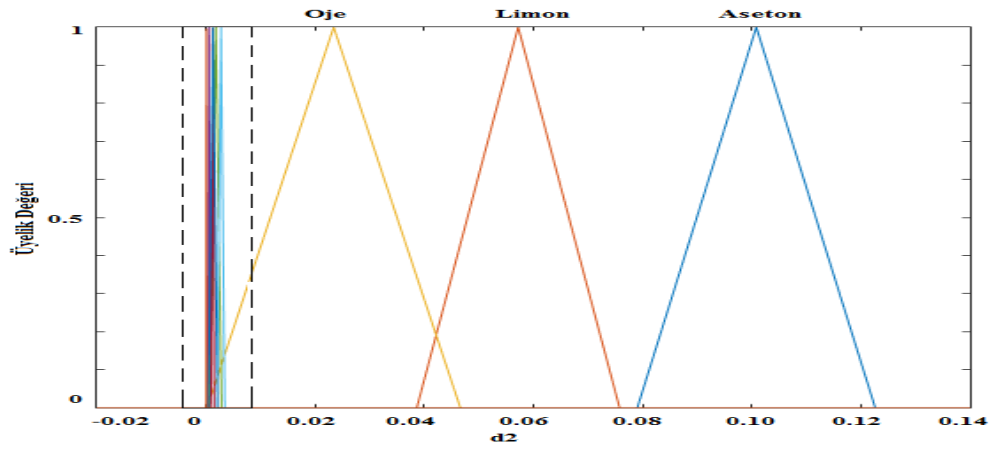
Şekil 27. d1 ve d2 girişleri için kesin çıkış değerinin hesaplanması için kullanılan çan üyelik fonksiyonları



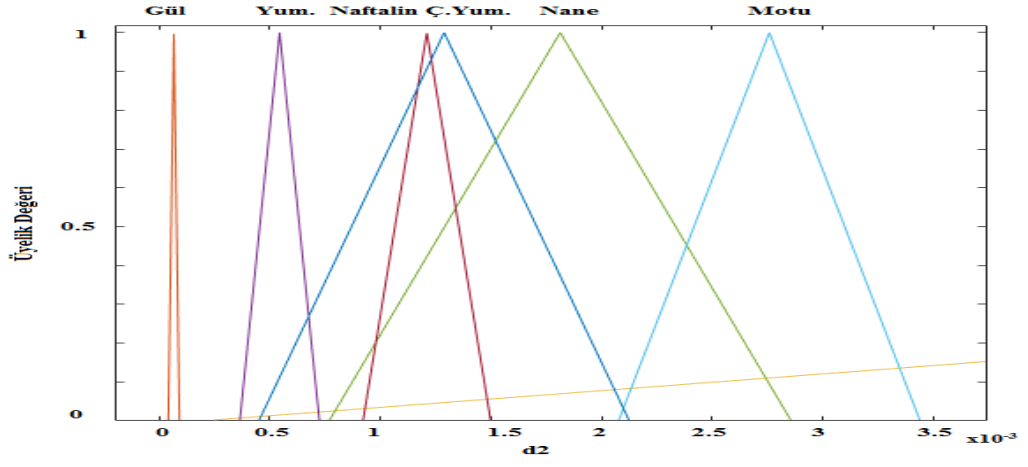
Şekil 28. d1 kesin girişi için üçgen üyelik fonksiyonları



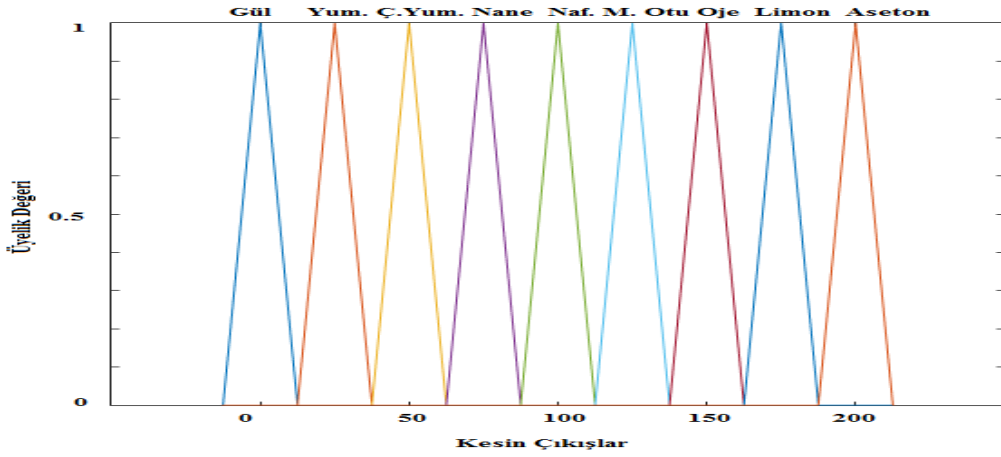
Şekil 29. Şekil 28’ de kesikli çizgi ile ayrılan üyelik fonksiyonlarının ayrıntılı gösterimi



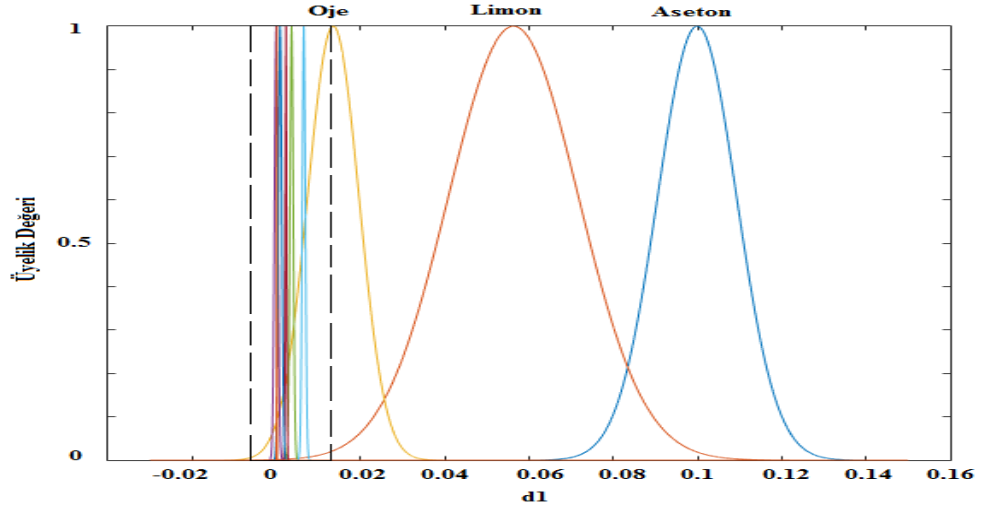
Şekil 30. d2 kesin girişi için üçgen üyelik fonksiyonları



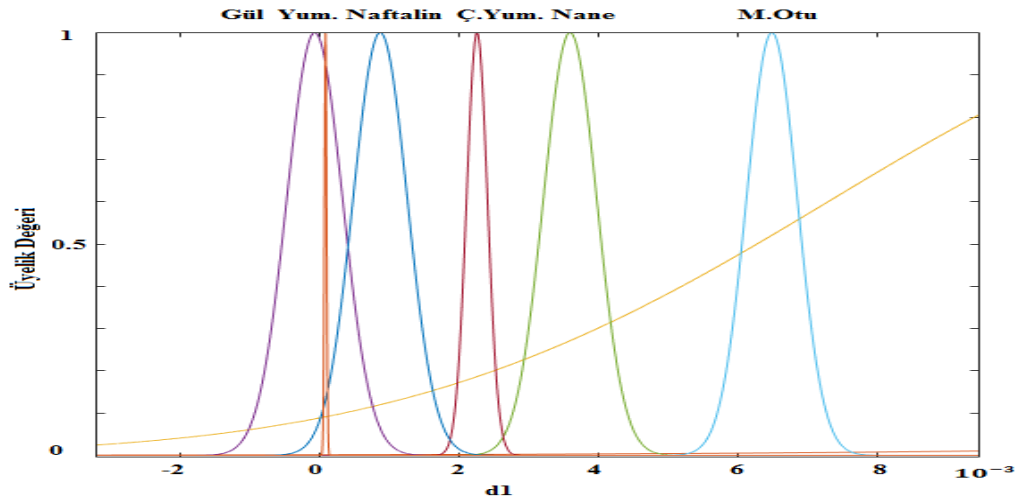
Şekil 31. Şekil 30' da kesikli çizgi ile ayrılan üyelik fonksiyonlarının ayrıntılı gösterimi



Şekil 32. d1 ve d2 girişleri için kesin çıkış değerinin hesaplanması için kullanılan üçgen üyelik fonksiyonları

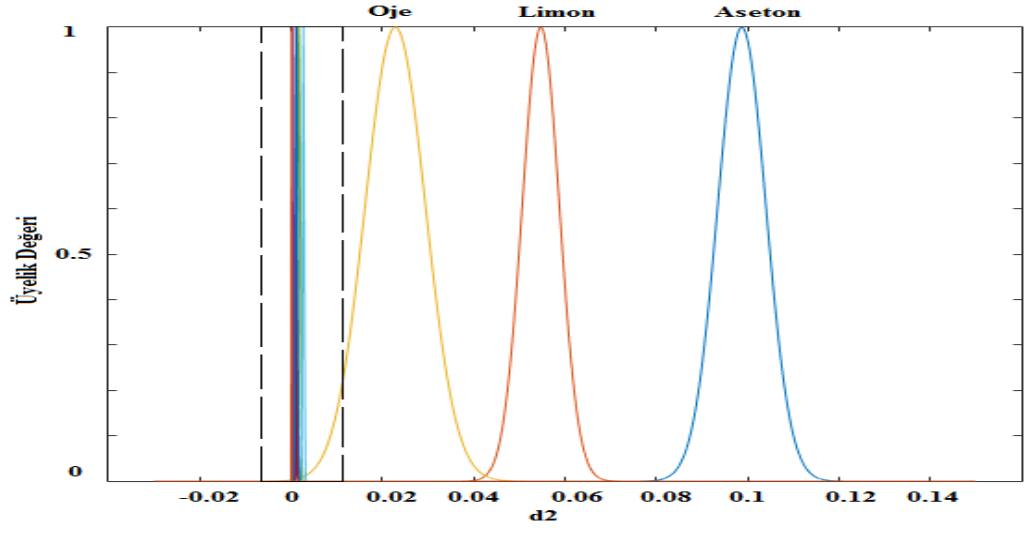


(a)

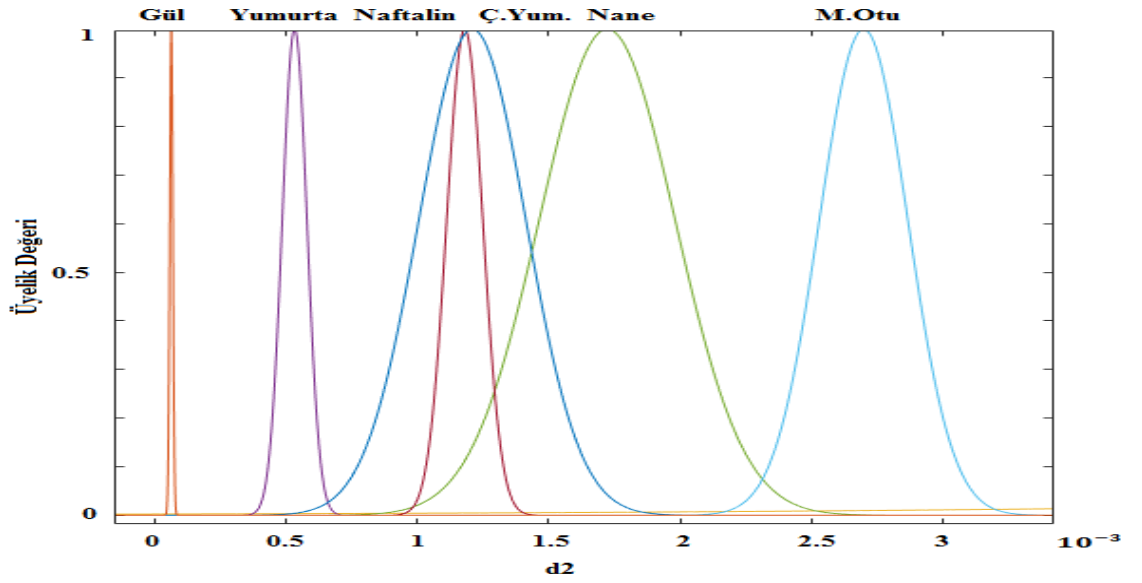


(b)

Şekil 33. (a) $d1$ kesin girişi için Gauss üyelik fonksiyonları, (b) Kesikli çizgi ile ayrılan üyelik fonksiyonlarının ayrıntılı gösterimi

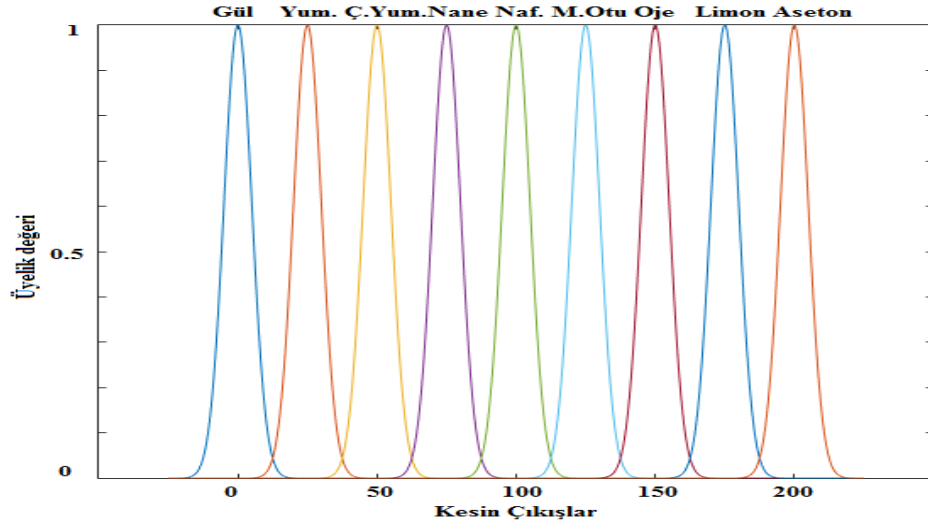


(a)



(b)

Şekil 34. (a) d_2 kesin girişi için Gauss üyelik fonksiyonları,(b) Kesikli çizgi ile ayrılan üyelik fonksiyonlarının ayrıntılı gösterimi



Şekil 35. d1 ve d2 girişleri için kesin çıkış değerinin hesaplanması için kullanılan Gauss üyelik fonksiyonları

Kullanılan üyelik fonksiyonlarının yanı sıra, bulanık mantık kavramında sistemin davranışına göre kural tablosunun en iyi şekilde belirlenmesi de önemlidir. Şekil 24 (a) ve (b) deki saçılım grafiklerine göre hazırlanan kural tablosu, Tablo 5' te verilmektedir

Tablo 5. BMY ile sınıflandırma için kullanılan kural tablosu

| | | d1 | | | | | | | | | |
|----|----------|--------|------|---------|----------|------|---------|-----|-------|--------|--|
| | | Gül | Yum. | Ç. Yum. | Naftalin | Nane | M. Otu | Oje | Limon | Aseton | |
| d2 | Gül | Gül | | | | | | | | | |
| | Yum. | | Yum. | Ç. Yum. | | Nane | | | | | |
| | Naftalin | | | | Naftalin | | | | | | |
| | Ç. Yum. | | Yum. | Ç. Yum. | | Nane | Ç. Yum. | | | | |
| | Nane | | Yum. | Ç. Yum. | | Nane | | | | | |
| | M. Otu | M. Otu | | M. Otu | | | M. Otu | | | | |
| | Oje | | | | Oje | Oje | | Oje | | | |
| | Limon | | | | | | | | Limon | | |
| | Aseton | | | | | | | | | Aseton | |

Tablo 5' te bulunan kısaltmalardan Yum.: Yumurta, Ç. Yum.: Çürük Yumurta ve M. Otu ise Melek Otu' nu belirtmektedir

3. BULGULAR

3.1. YSA ile Sınıflandırmaya İlişkin Sonuçlar

YSA ile yapılan sınıflandırma işlemleri sonucunda elde edilen bilgiler her öznelik için bir tablo olacak şekilde aşağıda verilmektedir. Verilen tablolarda;

GNS: Gizli Nöron sayısı,

EA: Eğitim algoritması,

GKAF: Gizli katman aktivasyon fonksiyonu,

ÇKAF: Çıktı katmanı aktivasyon fonksiyonu,

EBBO: En büyük başarı oranı,

EKBO: En küçük başarı oranı,

OBO: Ortalama başarı oranı,

BOSS: Başarı oranı standart sapması değerlerini göstermektedir. Örneğin ilk satırda bulunan değerler için;

GNS:6, Kullanılan YSA mimarisinde gizli nöron sayısı 6,

EA:Trainlm, kullanılan eğitim algoritması Trainlm,

GKAF:Tansig, Gizli Katman Aktivasyon Fonksiyonu Tansig,

ÇKAF: Tansig, Çıktı Katmanı Aktivasyon Fonksiyonu Tansig,

EBBO: Verilen mimari özelliklerine bağlı olarak gerçekleştirilen 20 iterasyon sonucunda 5 kat Çapraz doğrulama işlemi ile oluşan başarı değerlerinden en büyük olanı,

EKBO: Verilen mimari özelliklerine bağlı olarak gerçekleştirilen 20 iterasyon sonucunda 5 kat Çapraz doğrulama işlemi ile oluşan başarı değerlerinden en küçük olanı,

OBO: Verilen mimari özelliklerine bağlı olarak gerçekleştirilen 20 iterasyon sonucunda 5 kat Çapraz doğrulama işlemi ile oluşan başarı değerlerinin ortalama değerleri,

BOSS: Verilen mimari özelliklerine bağlı olarak gerçekleştirilen 20 iterasyon sonucunda 5 kat Çapraz doğrulama işlemi ile oluşan başarı değerlerinin standart sapma değerlerini göstermektedir.

Tablo 6. 1 numaralı özneteliğe ait sonuçlar

| GNS | EA | GKAF | ÇKAF | EBBO (%) | EKBO (%) | OBO (%) | BOSS |
|-----|---------|---------|---------|----------|----------|--------------|------|
| 6 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100 | 62.96 | 86,25 | 3.21 |
| 6 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100 | 70.37 | 87,76 | 3.49 |
| 6 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100 | 62.96 | 80,73 | 5.21 |
| 6 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100 | 62.96 | 85,25 | 3.66 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100 | 74.07 | 89,43 | 2,86 |
| 8 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100 | 74.07 | 82,43 | 3,82 |
| 8 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100 | 62.96 | 80,48 | 3,67 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100 | 70.37 | 81,14 | 3,85 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100 | 70.37 | 87,75 | 3,45 |
| 12 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100 | 62.96 | 84,42 | 3,58 |
| 12 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100 | 62.96 | 86,56 | 4,05 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100 | 70.37 | 85,24 | 3,84 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100 | 62.96 | 88,80 | 2,92 |
| 16 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100 | 62.96 | 80,46 | 3,04 |
| 16 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100 | 70.37 | 88,15 | 2,25 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100 | 62.96 | 82,11 | 3,52 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100 | 81.48 | 92,23 | 3,23 |
| 6 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100 | 74.07 | 84,25 | 3,58 |
| 6 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100 | 70.37 | 89,48 | 2,94 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100 | 81.48 | 92,85 | 2,18 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100 | 81.48 | 94,29 | 3,03 |
| 8 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100 | 66.67 | 85,16 | 3,24 |
| 8 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100 | 81.48 | 87,45 | 5,56 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100 | 74.07 | 89,66 | 2,78 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100 | 85.19 | 90,45 | 2,66 |
| 12 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100 | 81.48 | 81,12 | 1,98 |
| 12 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100 | 66.67 | 90,45 | 3,25 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100 | 81.48 | 86,45 | 3,12 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100 | 81.48 | 91,45 | 3,45 |
| 16 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100 | 66.67 | 87,58 | 2,98 |
| 16 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100 | 81.48 | 88,12 | 3,88 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100 | 88.89 | 95,76 | 4,25 |

Tablo 7. 2 numaralı özneteliğe ait sonuçlar

| GNS | EA | GKAF | ÇKAF | EBBO (%) | EKBO (%) | OBO (%) | BOSS |
|-----|---------|---------|---------|----------|----------|--------------|------|
| 6 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100 | 70.37 | 87,19 | 3,31 |
| 6 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100 | 70.37 | 86,91 | 3,61 |
| 6 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100 | 74.07 | 85,24 | 4,58 |
| 6 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100 | 66.67 | 87,37 | 3,96 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100 | 77.78 | 91,58 | 3,04 |
| 8 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100 | 70.37 | 86,718 | 2,87 |
| 8 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100 | 70.37 | 86.01 | 3,79 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100 | 70.37 | 90,30 | 4,35 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100 | 66.67 | 90,07 | 3,60 |
| 12 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100 | 70.37 | 87,46 | 3,30 |
| 12 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100 | 70.37 | 82,80 | 3,14 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100 | 66.67 | 86,98 | 3,13 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100 | 70.37 | 85,22 | 4,56 |
| 16 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100 | 74.07 | 83,04 | 2,50 |
| 16 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100 | 70.37 | 81,97 | 3,17 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100 | 66.67 | 86,86 | 2,79 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100 | 66.67 | 84,14 | 3,99 |
| 6 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100 | 70.37 | 85,60 | 3,76 |
| 6 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100 | 70.37 | 85,44 | 7,65 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100 | 70.37 | 88,14 | 5,94 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100 | 70,37 | 83,88 | 6,65 |
| 8 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100 | 62,96 | 86,57 | 4,14 |
| 8 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100 | 62,96 | 89,37 | 5,15 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100 | 62,96 | 86,74 | 7,79 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100 | 62,96 | 85,88 | 6,12 |
| 12 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100 | 66,67 | 84,08 | 4,85 |
| 12 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100 | 66,67 | 86,22 | 6,53 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100 | 62,96 | 87,55 | 7,36 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100 | 66,67 | 86,14 | 7,33 |
| 16 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100 | 62,96 | 84,48 | 5,59 |
| 16 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100 | 66,67 | 84,48 | 5,59 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100 | 66,67 | 89,11 | 7,03 |

Tablo 8. 3 numaralı özneteliğe ait sonuçlar

| GNS | EA | GKAF | ÇKAF | EBBO (%) | EKBO (%) | OBO (%) | BOSS |
|-----|---------|---------|---------|----------|----------|--------------|------|
| 6 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 60,04 | 90,78 | 7,14 |
| 6 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 60,04 | 91,56 | 6,86 |
| 6 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 66,67 | 90,04 | 5,75 |
| 6 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 62,96 | 91,41 | 5,54 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 89,70 | 4,25 |
| 8 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 60,04 | 92,22 | 5,99 |
| 8 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 60,04 | 90,52 | 5,54 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 66,67 | 90,48 | 6,88 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 60,04 | 89,93 | 6,72 |
| 12 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 90,41 | 6,02 |
| 12 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 60,04 | 88,44 | 6,54 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 62,96 | 90,96 | 5,28 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 60,04 | 88,52 | 5,84 |
| 16 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 88,63 | 5,21 |
| 16 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 62,96 | 87,04 | 4,76 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 70,37 | 93,07 | 3,61 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 74,07 | 89,81 | 3,87 |
| 6 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 66,67 | 88,78 | 4,66 |
| 6 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 66,67 | 88,26 | 5,11 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 66,67 | 89,67 | 4,07 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 74,07 | 91,19 | 4,11 |
| 8 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 74,07 | 91,37 | 4,50 |
| 8 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 66,67 | 91,81 | 5,67 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 74,07 | 92,07 | 3,80 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 74,07 | 91,00 | 3,86 |
| 12 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 66,67 | 90,78 | 6,43 |
| 12 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 74,07 | 90,63 | 5,14 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 77,78 | 94,22 | 3,62 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 74,07 | 90,41 | 4,17 |
| 16 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 92,00 | 6,22 |
| 16 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 66,67 | 90,44 | 5,47 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 70,37 | 94,26 | 3,19 |

Tablo 9. 4 numaralı özniteliğe ait sonuçlar

| GNS | EA | GKAF | ÇKAF | EBBO (%) | EKBO (%) | OBO (%) | BOSS |
|-----|---------|---------|---------|----------|----------|--------------|------|
| 6 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100 | 77.78 | 89,21 | 3.46 |
| 6 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100 | 74.07 | 86,14 | 2.83 |
| 6 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100 | 62.96 | 83,03 | 4.22 |
| 6 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100 | 70.37 | 88,44 | 3.25 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100 | 70.37 | 87,15 | 2,94 |
| 8 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100 | 62.96 | 86,43 | 3,44 |
| 8 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100 | 62.96 | 83,27 | 3,24 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100 | 70.37 | 85,97 | 2,91 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100 | 70.37 | 86,92 | 2,89 |
| 12 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100 | 62.96 | 85,75 | 3 |
| 12 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100 | 62.96 | 84,95 | 3,63 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100 | 62.96 | 86,25 | 3,19 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100 | 62.96 | 87,97 | 2,64 |
| 16 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100 | 62.96 | 83,51 | 2,14 |
| 16 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100 | 70.37 | 88,15 | 2,92 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100 | 62.96 | 86,63 | 2,90 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100 | 81.48 | 94,07 | 2,42 |
| 6 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100 | 74.07 | 87,66 | 2,66 |
| 6 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100 | 70.37 | 93,03 | 2,54 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100 | 81.48 | 92,85 | 1,78 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100 | 81.48 | 94,29 | 2,61 |
| 8 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100 | 66.67 | 88,14 | 2,90 |
| 8 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100 | 66.67 | 90,96 | 4,95 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100 | 74.07 | 92,63 | 2,50 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100 | 85.19 | 93,33 | 2,17 |
| 12 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100 | 66.67 | 83,69 | 1,77 |
| 12 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100 | 66.67 | 90,22 | 2,79 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100 | 81.48 | 92,85 | 2,79 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100 | 81.48 | 94,38 | 2,49 |
| 16 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100 | 66.67 | 86,63 | 2,61 |
| 16 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100 | 66.67 | 90,74 | 4,40 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100 | 88.89 | 96,20 | 2,10 |

Tablo 10. 5 numaralı özniteliğe ait sonuçlar

| GNS | EA | GKAF | ÇKAF | EBBO (%) | EKBO (%) | OBO (%) | BOSS |
|-----|---------|---------|---------|----------|----------|---------------|-------|
| 6 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100 | 62,96 | 90,324 | 3,592 |
| 6 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100 | 62,96 | 88,946 | 2,982 |
| 6 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100 | 62,96 | 89,304 | 4,542 |
| 6 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100 | 62,96 | 88,712 | 4,266 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100 | 66,67 | 90,17 | 3,532 |
| 8 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100 | 66,67 | 88,362 | 3,576 |
| 8 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100 | 70,37 | 91,778 | 2,972 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100 | 62,96 | 88,682 | 4,114 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100 | 62,96 | 92,31 | 4,178 |
| 12 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100 | 62,96 | 88,102 | 3,796 |
| 12 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100 | 66,67 | 92,106 | 4,238 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100 | 74,07 | 92,74 | 4,234 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100 | 62,96 | 91,246 | 4,242 |
| 16 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100 | 70,37 | 86,616 | 4,002 |
| 16 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100 | 62,96 | 90,266 | 5,08 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100 | 62,96 | 88,54 | 4,75 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100 | 74,07 | 89,702 | 5,566 |
| 6 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100 | 66,67 | 87,222 | 4,222 |
| 6 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100 | 66,67 | 92,594 | 5,946 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100 | 74,07 | 92,704 | 4,004 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100 | 74,07 | 90,482 | 5,278 |
| 8 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100 | 66,67 | 87,408 | 3,528 |
| 8 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100 | 70,37 | 92,948 | 5,012 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100 | 74,07 | 93,252 | 3,528 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100 | 74,07 | 89,206 | 5,552 |
| 12 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100 | 66,67 | 86,666 | 3,92 |
| 12 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100 | 70,37 | 95,308 | 3,942 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100 | 77,78 | 94,116 | 3,686 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100 | 66,67 | 87,222 | 5,646 |
| 16 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100 | 70,37 | 91,99 | 4,054 |
| 16 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100 | 66,67 | 94,354 | 4,224 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100 | 81,48 | 93,436 | 4,282 |

Tablo 11. 6 numaralı öznitelige ait sonuçlar

| GNS | EA | GKAF | ÇKAF | EBBO (%) | EKBO (%) | OBO (%) | BOSS |
|-----|---------|---------|---------|----------|----------|--------------|------|
| 6 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 92,22 | 6,34 |
| 6 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 74,07 | 92,78 | 7,52 |
| 6 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 70,37 | 89,07 | 8,21 |
| 6 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 74,07 | 93,26 | 3,31 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 66,67 | 94,44 | 5,31 |
| 8 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 66,67 | 94,78 | 4,90 |
| 8 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 66,67 | 88,30 | 9,18 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 85,19 | 95,15 | 3,27 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 66,67 | 95,67 | 2,60 |
| 12 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 93,74 | 8,62 |
| 12 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 70,37 | 78,37 | 8,31 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 85,19 | 95,93 | 2,73 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 95,11 | 3,24 |
| 16 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 94,11 | 6,73 |
| 16 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 66,67 | 90,85 | 7,54 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 85,19 | 96,33 | 2,09 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 95,59 | 2,61 |
| 6 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 95,59 | 3,02 |
| 6 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 62,96 | 88,67 | 3,71 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 81,48 | 94,70 | 2,93 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 85,19 | 96,41 | 1,72 |
| 8 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 85,19 | 95,78 | 1,99 |
| 8 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 81,48 | 89,74 | 5,92 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 85,19 | 95,67 | 2,46 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 85,19 | 95,93 | 1,83 |
| 12 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 81,48 | 95,89 | 1,39 |
| 12 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 70,37 | 88,59 | 4,10 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 85,19 | 96,19 | 2,71 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 85,19 | 95,85 | 1,37 |
| 16 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 85,19 | 95,81 | 1,89 |
| 16 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 70,37 | 90,37 | 5,23 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 81,48 | 95,78 | 2,78 |

Tablo 12. 7 numaralı özniteliğe ait sonuçlar

| GNS | EA | GKAF | ÇKAF | EBBO (%) | EKBO (%) | OBO (%) | BOSS |
|-----|---------|---------|---------|----------|----------|--------------|------|
| 6 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 85,22 | 6,95 |
| 6 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 60,04 | 89,52 | 6,08 |
| 6 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 66,67 | 86,74 | 6,84 |
| 6 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 60,04 | 87,33 | 6,45 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 90,56 | 4,65 |
| 8 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 88,89 | 5,91 |
| 8 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 62,96 | 89,19 | 6,44 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 60,04 | 87,41 | 7,09 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 60,04 | 90,30 | 7,49 |
| 12 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 60,04 | 86,33 | 6,69 |
| 12 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 66,67 | 86,48 | 7,74 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 62,96 | 87,33 | 6,34 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 60,04 | 88,22 | 7,02 |
| 16 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 60,04 | 89,74 | 8,69 |
| 16 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 60,04 | 90,81 | 7,29 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 70,37 | 90,56 | 6,46 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 74,07 | 89,67 | 5,60 |
| 6 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 87,96 | 7,92 |
| 6 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 77,78 | 89,37 | 5,41 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 70,37 | 90,00 | 7,37 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 88,96 | 6,19 |
| 8 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 89,81 | 5,95 |
| 8 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 81,48 | 89,85 | 5,17 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 74,07 | 90,70 | 6,68 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 90,89 | 6,24 |
| 12 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 81,48 | 88,00 | 4,95 |
| 12 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 81,48 | 90,37 | 5,43 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 77,78 | 89,52 | 4,52 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 91,19 | 5,48 |
| 16 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 90,67 | 5,25 |
| 16 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 70,37 | 90,67 | 6,33 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 77,78 | 92,48 | 7,39 |

Tablo 13. 8 numaralı özniteliğe ait sonuçlar

| GNS | EA | GKAF | ÇKAF | EBBO (%) | EKBO (%) | OBO (%) | BOSS |
|-----|---------|---------|---------|----------|----------|--------------|------|
| 6 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 86,37 | 6,47 |
| 6 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 88,15 | 7,64 |
| 6 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 62,96 | 90,00 | 6,05 |
| 6 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 60,04 | 90,00 | 7,06 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 88,70 | 6,93 |
| 8 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 88,70 | 6,96 |
| 8 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 60,04 | 87,89 | 6,44 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 60,04 | 89,63 | 7,17 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 66,67 | 87,48 | 5,21 |
| 12 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 88,44 | 5,90 |
| 12 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 60,04 | 89,37 | 6,31 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 60,04 | 88,33 | 5,85 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 89,30 | 4,33 |
| 16 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 88,70 | 6,07 |
| 16 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 62,96 | 88,93 | 5,78 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 60,04 | 89,85 | 6,87 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 87,74 | 5,35 |
| 6 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 81,48 | 86,85 | 4,89 |
| 6 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 74,07 | 87,33 | 6,40 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 70,37 | 89,63 | 5,24 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 86,74 | 6,18 |
| 8 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 81,48 | 87,11 | 3,25 |
| 8 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 74,07 | 89,48 | 5,45 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 70,37 | 88,33 | 5,33 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 90,33 | 4,78 |
| 12 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 88,96 | 5,46 |
| 12 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 77,78 | 89,19 | 6,42 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 81,48 | 88,33 | 3,97 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 74,07 | 91,00 | 5,94 |
| 16 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 91,67 | 6,18 |
| 16 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 81,48 | 90,19 | 4,31 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 77,78 | 89,67 | 5,12 |

Tablo 14. 9 numaralı özniteliğe ait sonuçlar

| GNS | EA | GKAF | ÇKAF | EBBO (%) | EKBO (%) | OBO (%) | BOSS |
|-----|---------|---------|---------|----------|----------|--------------|------|
| 6 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 60,04 | 89,15 | 7,03 |
| 6 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 60,04 | 90,89 | 6,49 |
| 6 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 70,37 | 86,70 | 5,24 |
| 6 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 62,96 | 90,78 | 6,43 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 60,04 | 88,70 | 7,39 |
| 8 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 60,04 | 88,48 | 6,79 |
| 8 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 66,67 | 91,67 | 5,62 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 62,96 | 87,48 | 6,07 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 89,41 | 5,43 |
| 12 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 90,74 | 5,59 |
| 12 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 62,96 | 88,56 | 6,42 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 60,04 | 91,11 | 6,72 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 88,78 | 6,27 |
| 16 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 60,04 | 89,89 | 6,91 |
| 16 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 62,96 | 86,63 | 5,59 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 62,96 | 86,33 | 5,85 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 89,78 | 6,59 |
| 6 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 87,93 | 4,89 |
| 6 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 70,37 | 89,70 | 5,60 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 77,78 | 87,89 | 5,21 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 89,07 | 5,84 |
| 8 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 89,33 | 5,58 |
| 8 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 70,37 | 89,89 | 5,93 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 77,78 | 87,11 | 6,03 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 88,63 | 6,50 |
| 12 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 81,48 | 89,56 | 4,92 |
| 12 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 74,07 | 38,93 | 7,28 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 70,37 | 37,52 | 4,99 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 93,67 | 6,03 |
| 16 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 81,48 | 90,07 | 4,16 |
| 16 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 74,07 | 89,15 | 5,58 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 70,37 | 90,48 | 5,45 |

Tablo 15. 10 numaralı özniteliğe ait sonuçlar

| GNS | EA | GKAF | ÇKAF | EBBO (%) | EKBO (%) | OBO (%) | BOSS |
|-----|---------|---------|---------|----------|----------|--------------|------|
| 6 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 86,37 | 5,97 |
| 6 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 60,04 | 87,22 | 8,53 |
| 6 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 60,04 | 86,56 | 7,36 |
| 6 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 66,67 | 87,96 | 6,14 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 60,04 | 88,04 | 7,96 |
| 8 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 86,85 | 7,43 |
| 8 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 60,04 | 86,70 | 8,13 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 62,96 | 88,93 | 7,26 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 85,19 | 6,92 |
| 12 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 87,96 | 6,87 |
| 12 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 77,78 | 88,85 | 8,11 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 62,96 | 87,63 | 6,67 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 60,04 | 87,15 | 7,25 |
| 16 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 60,04 | 88,30 | 7,84 |
| 16 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 70,37 | 87,33 | 5,53 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 62,96 | 86,11 | 7,26 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 85,37 | 5,75 |
| 6 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 66,67 | 87,19 | 3,90 |
| 6 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 74,07 | 87,59 | 5,73 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 70,37 | 86,41 | 4,69 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 85,48 | 4,48 |
| 8 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 84,78 | 5,22 |
| 8 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 77,78 | 88,30 | 6,79 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 70,37 | 87,15 | 4,03 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 88,22 | 4,17 |
| 12 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 85,93 | 4,48 |
| 12 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 70,37 | 86,19 | 6,74 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 77,78 | 86,78 | 3,86 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 85,85 | 4,03 |
| 16 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 86,52 | 3,83 |
| 16 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 74,07 | 89,44 | 7,08 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 70,37 | 90,63 | 3,84 |

Tablo 16. 11 numaralı özneteliğe ait sonuçlar

| GNS | EA | GKAF | ÇKAF | EBBO (%) | EKBO (%) | OBO (%) | BOSS |
|-----|---------|---------|---------|----------|----------|--------------|------|
| 6 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 60,04 | 88,93 | 8,72 |
| 6 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 87,93 | 9,34 |
| 6 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 60,04 | 88,33 | 7,30 |
| 6 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 62,96 | 88,00 | 8,07 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 60,04 | 89,74 | 8,11 |
| 8 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 88,52 | 8,24 |
| 8 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 62,96 | 89,07 | 8,12 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 70,37 | 87,11 | 7,27 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 88,26 | 7,35 |
| 12 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 86,93 | 9,22 |
| 12 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 60,04 | 89,74 | 6,92 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 60,04 | 88,22 | 7,13 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 89,78 | 7,22 |
| 16 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 87,19 | 8,07 |
| 16 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 62,96 | 88,89 | 8,47 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 66,67 | 87,11 | 7,22 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 74,07 | 87,78 | 6,30 |
| 6 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 86,04 | 6,75 |
| 6 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 77,78 | 89,81 | 5,32 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 70,37 | 87,07 | 6,14 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 87,63 | 6,69 |
| 8 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 88,33 | 6,33 |
| 8 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 70,37 | 88,67 | 6,84 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 70,37 | 88,00 | 5,62 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 89,67 | 6,29 |
| 12 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 88,96 | 7,08 |
| 12 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 77,78 | 87,48 | 6,96 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 70,37 | 89,85 | 5,03 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 88,33 | 6,78 |
| 16 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 87,70 | 7,73 |
| 16 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 11,11 | 87,85 | 7,90 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 55,56 | 90,30 | 5,11 |

Tablo 17. 12 numaralı özneteliğe ait sonuçlar

| GNS | EA | GKAF | ÇKAF | EBBO (%) | EKBO (%) | OBO (%) | BOSS |
|-----|---------|---------|---------|----------|----------|--------------|------|
| 6 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 87,63 | 5,94 |
| 6 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 60,04 | 87,63 | 6,55 |
| 6 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 62,96 | 88,56 | 5,19 |
| 6 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 60,04 | 88,37 | 5,70 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 87,96 | 4,73 |
| 8 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 88,33 | 3,09 |
| 8 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 62,96 | 89,07 | 8,11 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 60,04 | 90,04 | 6,42 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 60,04 | 88,70 | 6,69 |
| 12 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 90,11 | 4,87 |
| 12 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 62,96 | 88,19 | 8,05 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 62,96 | 91 ,41 | 7,32 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 60,04 | 88,85 | 6,58 |
| 16 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 89,81 | 5,09 |
| 16 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 62,96 | 87,33 | 6,22 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 62,96 | 88,52 | 5,72 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 92,41 | 4,08 |
| 6 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 92,19 | 4,02 |
| 6 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 70,37 | 87,89 | 6,77 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 77,78 | 89,15 | 4,06 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 92,07 | 3,93 |
| 8 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 91,96 | 3,87 |
| 8 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 70,37 | 87,52 | 7,24 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 70,37 | 90,96 | 4,01 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 91,81 | 3,44 |
| 12 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 92,11 | 3,13 |
| 12 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 70,37 | 87,78 | 5,59 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 70,37 | 89,85 | 4,15 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 92,19 | 3,94 |
| 16 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 91,81 | 4,35 |
| 16 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 70,37 | 87,19 | 6,79 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 74,07 | 90,15 | 4,92 |

Tablo 18. 13 numaralı özneteliğe ait sonuçlar

| GNS | EA | GKAF | ÇKAF | EBBO (%) | EKBO (%) | OBO (%) | BOSS |
|-----|---------|---------|---------|----------|----------|--------------|------|
| 6 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 62.96 | 87,56 | 4,79 |
| 6 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 62.96 | 88,04 | 5,84 |
| 6 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 66,67 | 87,48 | 4,68 |
| 6 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 62.96 | 90,93 | 3,04 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 70.37 | 89,48 | 3,12 |
| 8 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 62.96 | 88,00 | 3,70 |
| 8 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 60,04 | 90,04 | 3,50 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 62.96 | 89,93 | 4,26 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 60,04 | 88,44 | 3,89 |
| 12 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 60,04 | 87,30 | 3,56 |
| 12 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 62.96 | 89,22 | 4,17 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 66,67 | 89,30 | 3,69 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 60,04 | 90,67 | 4,41 |
| 16 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 62.96 | 88,52 | 4,28 |
| 16 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 62.96 | 87,85 | 3,92 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 70.37 | 89,44 | 5,40 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 88,44 | 3,97 |
| 6 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 66,67 | 88,00 | 4,56 |
| 6 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 70.37 | 89,89 | 5,13 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 66,67 | 88,41 | 4,83 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 91,59 | 3,38 |
| 8 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 92,56 | 3,47 |
| 8 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 70.37 | 93,70 | 5,01 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 70,37 | 90,41 | 5,46 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 81,48 | 92,15 | 2,42 |
| 12 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 74,07 | 92,70 | 3,41 |
| 12 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 77,78 | 93,63 | 4,67 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 70,37 | 91,78 | 4,40 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 92,48 | 3,22 |
| 16 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 92,30 | 2,54 |
| 16 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 74,07 | 93,22 | 5,59 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 74,07 | 92,56 | 3,71 |

Tablo 19. 14 numaralı özneteliğe ait sonuçlar

| GNS | EA | GKAF | ÇKAF | EBBO (%) | EKBO (%) | OBO (%) | BOSS |
|-----|---------|---------|---------|----------|----------|--------------|------|
| 6 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 60,04 | 87,04 | 5,81 |
| 6 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 89,15 | 6,41 |
| 6 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 60,04 | 90,59 | 5,55 |
| 6 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 66,67 | 85,22 | 4,95 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 89,52 | 5,10 |
| 8 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 86,74 | 4,19 |
| 8 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 62,96 | 90,37 | 4,92 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 60,04 | 86,33 | 5,48 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 60,04 | 86,48 | 5,62 |
| 12 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 87,33 | 4,89 |
| 12 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 62,96 | 90,56 | 5,26 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 60,04 | 88,89 | 5,35 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 60,04 | 89,19 | 4,94 |
| 16 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 87,41 | 5,22 |
| 16 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 62,96 | 90,30 | 6,30 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 60,04 | 88,19 | 5,85 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 66,67 | 89,30 | 4,11 |
| 6 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 88,81 | 6,36 |
| 6 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 77,78 | 89,37 | 5,37 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 70,37 | 88,67 | 5,52 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 81,48 | 88,22 | 7,63 |
| 8 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 74,07 | 90,11 | 6,62 |
| 8 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 70,37 | 90,63 | 5,97 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 77,78 | 88,81 | 6,08 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 89,70 | 9,77 |
| 12 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 90,96 | 9,32 |
| 12 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 81,48 | 90,78 | 5,88 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 77,78 | 89,81 | 7,87 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 92,37 | 9,32 |
| 16 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 91,67 | 7,99 |
| 16 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 70,37 | 89,81 | 5,85 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 77,78 | 91,93 | 4,08 |

Tablo 20. 15 numaralı özneteliğe ait sonuçlar

| GNS | EA | GKAF | ÇKAF | EBBO (%) | EKBO (%) | OBO (%) | BOSS |
|-----|---------|---------|---------|----------|----------|--------------|------|
| 6 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 87,56 | 8,37 |
| 6 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 60,04 | 87,85 | 8,66 |
| 6 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 62,96 | 88,70 | 6,52 |
| 6 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 60,04 | 86,37 | 8,35 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 60,04 | 88,15 | 8,14 |
| 8 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 89,37 | 8,05 |
| 8 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 77,78 | 86,04 | 6,24 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 62,96 | 88,59 | 8,87 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 87,89 | 7,29 |
| 12 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 89,78 | 7,52 |
| 12 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 60,04 | 88,37 | 7,91 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 70,37 | 87,30 | 7,72 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 88,41 | 8,19 |
| 16 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 89,33 | 9,18 |
| 16 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 60,04 | 86,41 | 7,92 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 60,04 | 88,81 | 6,47 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 87,67 | 7,96 |
| 6 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 88,07 | 7,37 |
| 6 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 77,78 | 86,11 | 7,30 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 70,37 | 89,67 | 7,35 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 89,19 | 8,11 |
| 8 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 88,59 | 7,94 |
| 8 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 70,37 | 86,63 | 7,11 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 70,37 | 88,33 | 7,47 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 89,52 | 7,10 |
| 12 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 89,85 | 9,89 |
| 12 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 70,37 | 87,19 | 8,00 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 70,37 | 89,89 | 7,35 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 90,22 | 8,15 |
| 16 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 77,78 | 88,22 | 5,45 |
| 16 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 70,37 | 87,30 | 7,20 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 70,37 | 88,44 | 7,53 |

Tablo 21. 16 numaralı özneteliğe ait sonuçlar

| GNS | EA | GKAF | ÇKAF | EBBO (%) | EKBO (%) | OBO (%) | BOSS |
|-----|---------|---------|---------|----------|----------|--------------|------|
| 6 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 89,89 | 8,32 |
| 6 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 88,41 | 7,03 |
| 6 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 66,67 | 87,67 | 8,82 |
| 6 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 62,96 | 90,30 | 7,26 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 66,67 | 87,70 | 5,93 |
| 8 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 88,74 | 5,84 |
| 8 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 62,96 | 85,67 | 7,69 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 62,96 | 89,33 | 6,84 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 66,67 | 87,56 | 5,73 |
| 12 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 89,37 | 8,14 |
| 12 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 66,67 | 87,78 | 5,14 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 62,96 | 90,70 | 5,79 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 87,78 | 6,02 |
| 16 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 66,67 | 86,81 | 5,98 |
| 16 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 62,96 | 85,52 | 7,13 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 66,67 | 89,04 | 7,26 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 90,52 | 5,44 |
| 6 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 86,07 | 5,00 |
| 6 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 62,96 | 87,48 | 7,22 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 66,67 | 90,26 | 3,47 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 62,96 | 90,63 | 4,57 |
| 8 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 66,67 | 89,67 | 4,88 |
| 8 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 62,96 | 87,48 | 7,20 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 66,67 | 87,37 | 4,64 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 90,33 | 3,66 |
| 12 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 66,67 | 90,11 | 4,62 |
| 12 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 66,67 | 87,56 | 8,07 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 70,37 | 91,37 | 5,26 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 70,37 | 90,96 | 3,46 |
| 16 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 66,67 | 90,74 | 3,44 |
| 16 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 62,96 | 87,78 | 7,78 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 70,37 | 92,85 | 4,67 |

Tablo 22. 17 numaralı öz niteliğe ait sonuçlar

| GNS | EA | GKAF | ÇKAF | EBBO (%) | EKBO (%) | OBO (%) | BOSS |
|-----|---------|---------|---------|----------|----------|--------------|------|
| 6 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 66,67 | 89,214 | 4,03 |
| 6 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 62.96 | 86,148 | 4,24 |
| 6 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 62.96 | 88,444 | 5,32 |
| 6 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 74.07 | 82,96 | 4,73 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 70.37 | 85,972 | 5,31 |
| 8 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 62.96 | 86,436 | 6,23 |
| 8 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 62.96 | 84,95 | 6,03 |
| 8 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 66.67 | 86,252 | 5,64 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 70.37 | 87,976 | 3,57 |
| 12 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 62.96 | 83,274 | 5,30 |
| 12 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 66,67 | 85,972 | 6,65 |
| 12 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 66,67 | 86,926 | 4,69 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Tansig | 100,00 | 66,67 | 87,976 | 5,20 |
| 16 | Trainlm | Logsig | Tansig | 100,00 | 62.96 | 83,274 | 4,81 |
| 16 | Trainlm | Purelin | Tansig | 100,00 | 62.96 | 85,972 | 5,17 |
| 16 | Trainlm | Tansig | Purelin | 100,00 | 70.37 | 89,41 | 3,19 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 74,07 | 93,67 | 4,82 |
| 6 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 74,07 | 92,74 | 5,37 |
| 6 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 70.37 | 94,33 | 2,99 |
| 6 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 66,67 | 93,038 | 5,65 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 81.48 | 94,33 | 2,01 |
| 8 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 66,67 | 93,37 | 4,54 |
| 8 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 74.07 | 92,852 | 2,29 |
| 8 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 81.48 | 94,48 | 3,24 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 74.07 | 90,59 | 4,58 |
| 12 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 70.37 | 90,224 | 3,71 |
| 12 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 70.37 | 92,854 | 3,65 |
| 12 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 66.67 | 93,00 | 3,69 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Tansig | 100,00 | 66.67 | 90,63 | 4,15 |
| 16 | Trainbr | Logsig | Tansig | 100,00 | 74.07 | 89,22 | 3,20 |
| 16 | Trainbr | Purelin | Tansig | 100,00 | 74.07 | 91,63 | 2,72 |
| 16 | Trainbr | Tansig | Purelin | 100,00 | 77,78 | 92,81 | 2,97 |

3.1. Bulanık Mantık ile Sınıflandırmaya İlişkin Sonuçlar

BMY ile yapılan sınıflandırma işlemleri sonucunda elde edilen başarı değerleri kullanılan üyelik fonksiyonunun çeşidine göre aşağıda verilmektedir.

Tablo 23. BMY ile Sınıflandırmaya İlişkin Sonuçlar

| Üyelik Fonksiyonu Çeşidi | Ortalama Başarı (%) | Standart Sapma |
|--------------------------|---------------------|----------------|
| Çan Üyelik Fonksiyonu | 95.55 | 4.8323 |
| Üçgen Üyelik Fonksiyonu | 86.73 | 3.17 |
| Gauss Üyelik Fonksiyonu | 77.65 | 3.48 |

Yukarıda verilen tablolar incelendiğinde YSA ile yapılan sınıflandırmada en yüksek başarı 96.41% olarak elde edilmiştir. Bu değeri elde etmek için kullanılan veri, sensörlerden elde edilen iletkenlik işaretinin (8x135) boyutunda standart sapma değerlerinin doğal logaritma değerleri olarak belirlenmiştir. Kullanılan veri çeşidi yanında en yüksek başarı oranının elde edildiği YSA gizli katmanında 8 adet, çıktı katmanında 4 adet nöron bulunan, gizli katman ve çıktı katmanında kullanılan aktivasyon fonksiyonlarının ikisinde Hiperbolik tanjant (Tansig) olan ve kullanılan eğitim algoritması Bayesian Regularization (Trainbr) olan bir mimariye sahiptir. BMY ile sınıflandırmada ise en yüksek başarı oranı 95.55% değeriyle d1 ve d2 veri çifti kullanıldığında elde edilmiştir ve bu değeri elde etmek için Çan Üyelik Fonksiyonu kullanılmıştır. Her iki sınıflandırma algoritmasında da giriş verisi için d1 ve d2 çifti kullanıldığında ise başarı oranı YSA' da 94.48% iken BMY ile sınıflandırmada bu oran 95.55% olarak belirlenmiştir.

4. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Yüksek lisans çalışması kapsamında yapılan işlemler ve elde edilen bulgular incelendiğinde verilerin sınıflandırılması için sınıflandırma algoritmasının oldukça önemli olduğu belirlenmiştir. Örneğin bu çalışma kapsamında kullanılan YSA'nın yapısında bulunan birçok parametrenin sınıflandırma başarısı için oldukça kritik öneme sahip olduğu görülmektedir. Ağın yapısında bulunan gizli nöron sayısı, nöronların bünyesinde bulunan aktivasyon fonksiyonunun çeşidi, öğrenme algoritmasının yöntemi, vb. birçok parametre sınıflandırma başarısını doğrudan etkilemektedir. Bu çalışma bir kez daha göstermektedir ki YSA'nın kullanıldığı çalışmalarda ağın mimarisi çok dikkatli belirlenmelidir.

YSA yanında BMY de işlemler yapılırken kullanılan üyelik fonksiyonu çeşidi, sayısı ve özellikle kural tablosunun belirlenmesi ana işlemlerdir, bu yüzden kural tablosu belirlenmeden önce üzerinde çalışılan sistem iyi analiz edilmeli ve en iyi şekilde anlaşılmalıdır. Başarı sonuçlarından elde edilen değerler bir kez daha göstermiştir ki üyelik fonksiyonlarının çeşidinin ve bu fonksiyonların bulunduğu aralıkların önemi çalışmaların başarı oranına doğrudan etki etmektedir.

Sınıflandırma problemlerinde en az sınıflandırma algoritmaları kadar olan bir konu da sınıflandırılacak olan verinin yapısıdır. Bu konu için de dikkat edilmesi gereken konu öznitelik seçme işlemidir. Problemlerin doğasına bağlı olarak değişen öznitelik seçme işlemi sonuçların verildiği tablolardan da anlaşılacağı üzere sınıflandırma başarısını doğrudan etkilemektedir.

Bu çalışmadaki sonuçları elde bulunan veri YSA kullanılarak en yüksek 96,204% başarı oranıyla sınıflandırılırken, BMY'nin kullanılmasıyla birlikte en yüksek 95,55% başarı oranına ulaşılmıştır. Veri yapısının değiştirilmesi ve sınıflandırma algoritmalarının parametrelerinin değiştirilmesiyle sınıflandırma başarısının daha da yükseltilmesi ileriki çalışmalarda yapılması planlanan işlemlerdir.

5. KAYNAKLAR

1. Pearce, T.C., Schiffman, S.S., Nagle, H.T., Gardner J.W., Handbook of Machine Olfaction, WILEY-VCH Verlag GmbH & Co. KGaA, Weinheim, Germany, 2003.
2. Chilo, J., Pelegri-Sebastia, J., Cupane, M., Sogorp, T., E-nose application to food industry production, Instrumentation & Measurement Magazine, 19 (2016) 27-33.
3. Dutta, A., Tudu, B., Bandyopadhyay, R., Bhattacharyya, N., Black tea quality evaluation using electronic nose: An Artificial Bee Colony approach, Recent Advances in Intelligent Computational Systems (RAICS), 2011 IEEE, 143-146.
4. Tudu, B., Metla, A., Das, B.; Bhattacharyya, N., Jana, A., Ghosh, D., Bandyopadhyay, R., Towards Versatile Electronic Nose Pattern Classifier for Black Tea Quality Evaluation: An Incremental Fuzzy Approach, Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions, 58 (2009) 3069-3078.
5. Nunez Carmona, E., Sberveglieri, V., Pulvirenti, A., Detection of microorganisms in water and different food matrix by Electronic Nose, Sensing Technology (ICST), 2013 Seventh International Conference, 699-703.
6. Guney, S., Atasoy, A., Discrimination of different fish species by E-nose, 38th International Telecommunications and Signal Processing Conference (TSP), 2015, 1-
7. De Vito, S., Di Francia, G., Piga, M., Martinotto, L., Performance analysis of e-nose on-field calibration for city air pollution quantitative monitoring, Sensors, 2008, IEEE, 427-429.
8. Siyang, S., Wongchoosuk, C., Kerdcharoen, T., Diabetes diagnosis by direct measurement from urine odor using electronic nose, Biomedical Engineering International Conference (BMEiCON), 2012, 1-4.
9. Thriumani, R., Zakaria, A., Jeffree, A.I., Hishamuddin, N.A., Omar, M.I., Adom, A.H., Shakaff, A.Y.M., Kamarudin, L.M., Yusuf, N., Helmy, K.M., Hashim, Y.Z.H.Y., A preliminary study on in-vitro lung cancer detection using E-nose technology, Control System, Computing and Engineering (ICCSCE), 2014 IEEE International Conference, 601-605.
10. J. Cai, D. C. Levy, Using Stationary Electronic Noses Network to Locate Dynamic Odor Source Position, Proceedings of the 2007 IEEE International Conference on Integration Technology, 2007, Shenzhen, China, 793-798.

11. Y. W. Kim, J. H. Cho, G. J. Jeon, An Intelligent Wireless Electronic Nose Node for Monitoring Gas Mixtures Using Neuro-Fuzzy Networks Implemented on a Microcontroller, IEEE International Conference on Computational Intelligence for Measurement Systems and Applications , CIMSA 2007, Ostuni, Italy, 100-104.
12. D. Haeringer, J. Goschnick, Characterization of Smelling Contaminations on Textiles using a Gradient Micro Array as an Electronic Nose, International Solid-State Sensors, Actuators and Microsystems Conference, 2007, Lyon, 2477 – 2480.
13. T. Nakamoto, N. Nimsuk, B Wyszynski, H Takushima, M. Kinoshita, N. Cho, Reproduction of scent and video at remote site using odor sensing system and olfactory display together with camera, Sensors and Actuators, 2008, IEEE, 799 – 802.
14. O. Assad, H. Haick, Chemically Sensitive Field Effect Transistors of Oxide-Free Silicon Nanowires - Towards Detection of Volatile Biomarkers of Cancer, International Symposium on Industrial Electronics, ISIE 2008, Cambridge, 2040-2044.
15. A. M. Mamlouk , Quantfying Olfactory Perception , Diploma Tezi, California Institute of Technology, 2002.
16. Henning, H., Der Geruch, Barth, Leipzig, 1916.
17. N. Bhattacharyya, B. Tudu, A. Metla, A. Jana ve R. Bandyopadhyay, Incremental PNN Classifier for a Versatile Electronic Nose, 3rd International Conference on Sensing Technology, 2008, Tainan, Taiwan, 242-247.
18. Bozkurt, Ö., www.dermaneturk.com/okd/sayi512006/kokufizyolojisi.ppt, 10 Mart 2015.
19. N. Bhattacharyya, B. Tudu, A. Metla, A. Jana ve R. Bandyopadhyay, Incremental PNN Classifier for a Versatile Electronic Nose, 3rd International Conference on Sensing Technology, 2008, Tainan, Taiwan, 242-247.
20. M. Stuiver, Biophysics of the sense of smell, Doktora Tezi, Groningen, 1958.
21. H. DeVries, M. Stuiver, The absolute sensitivity of the human sense of smell, Sensory Communication ,JohnWileyandSons,NewYork,1961, Chapter 9, 159–167.
22. Z. Cao, H. G. Lin, B. F. Wang, D. Xu, R. Q. Yu, A perfume odor-sensing system using an array of piezoelectric crystal sensors with plasticized PVC coatings, Fresenius Journal of Analytical Chemistry, 355 (2), 1996, 194–199.

23. T. Sundic, S. Marco, J. Samitier ve P. Wide, Electronic Tongue and Electronic Nose Data Fusion in Classification with Neural Networks and Fuzzy Logic Based Models, Instrumentation and Measurement Technology Conference,2000, vol.3, 1474 – 1479.
24. R. Gutierrez-Osuna ve H.T. Nagle, A Method for Evaluating Data-Preprocessing Techniques for Odor Classification with an Array of Gas Sensors, IEEE Transactions On Systems, Man, And, Cybernetics-Part B, 1999.
25. Ölmez, T., Dokur, Z., Uzman Sistemlerde Örüntü Tanıma, 1. Baskı, İstanbul Teknik Üniversitesi Rektörlüğü, İstanbul, 2009.
26. R. G. Osuna, H. T. Nagle ve S.S. Schiffman, Transient response analysis of an electronic nose using multi-exponential models, Sensors and Actuators B, (1999),170-182.
27. Günal, S. Örüntü tanıma Uygulamalarında Altuzay Analiziyle Öznitelik Seçimi ve Sınıflandırma, Doktora Tezi, Eskişehir Osmangazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Ens., Eskişehir, 2008.
28. NabiyeV, V. Yapay Zeka (Problemler, Yöntemler, Algoritmalar), 2. Baskı, Seçkin Yayıncılık, Trabzon, 2005.
29. P.E. Keller, Mimicking Biology: Applications of Cognitive Systems to Electronic Noses, IEEE, International Symposium on Intelligent Control/Intelligent System on Semiotics, 1999.
30. Llobet E, Hines EL, Gardner JW, Bartlett PN, Mottram TT , Fuzzy ARTMAP based electronic nose data analysis, Sensors and Actuators B, 61, (1999), 183-190.
31. Gardner J W, Hines E L and Wilkinson M., The application of artificial neural networks in an electronic nose, Meas. Sci. Technol., 1990.
32. S. Haykin S, Neural Networks: A Comprehensive Foundation, MacMillan Publishing Company, New York, 1994.
33. Öztemel, E., Yapay Sinir Ağları, Papatya Yayıncılık, İstanbul, 2003.
34. <http://www.kozanbilgi.net/merkezi-sinir-sistemi-yapisi-ve-isleyisi.html>, 12 Mayıs 2015.

35. Campbell, N. A. Reece, J. Urry, L. A. Cain, M. L. Wasserman, S. A. ,Campell Biology, 7. Baskı, San Francisco, CA, Benjamin Cummings, 2005.
36. Hamzaçebi, C., Yapay sinir Ağları (Tahmin Amaçlı Kullanımı Matlab ve Neurosolutions Uygulamalı), Birinci baskı, Ekin Basım Yayın Dağıtım, Trabzon, 2011.
37. Zhang, G., Patuwo, B.E., and Hu, M.Y., Forecasting with Artificial Neural Neural Networks: The State of the Art, International Journal of Forecasting, 14, (1998), 35-62.
38. İlkucar, M., Isik, A.H., Cifci, A., Classification of breast cancer data with harmony search and back propagation based artificial neural network, in Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 2014, 762-765.
39. Sargolzaei, S., Faez, K., Sargolzaei, A., Predicting Total Hydro Carbons Amount of Air Using Artificial Neural Network, 2007. ICNC 2007, vol.3, 323-327
40. Schoneburg, E., Stock Price Prediction Using Neural Networks: A project Report, Neurocomputing, 2, (1990), 17-27.
41. Theodoridis, S., Koutroumbas, K., Pattern Recognition, 4. Baskı, San Diego, CA : Elsevier, (2003).
42. Kaastra, I., Boyd, M., Designing A Neural Network for Forecasting Financial and Econometric Time Series, Neurocomputing, 10, (1996), 215-236.
43. Tang, Z., Fishwick, P.A., Feedforward Neural Nets as Models for Time Series Forecasting, ORSA Journal on Computing, 5(4), (1993), 374-385.
44. Kelesoglu, Ö., Ekinci, C. E. Ve Fırat, A., The Using of Artificial Neural Networks inInsulation Computations, Yıldız Teknik Üniversitesi Mühendislik ve Fen Bilimleri Dergisi, 3, (2005), 60.
45. Elmas, Ç., Yapay Sinir Ağları (Kuram, Mimari, Eğitim, Uygulama), Seçkin Yayıncılık, Ankara 2003.
46. Kartalopoulos, S. V., Understanding Neural Network and Fuzzy Logic, IEEE Press, New York, 1-82,(1996).
47. Schalkof, R. J., Artificial Neural Networks, McGraw-Hill Inc., New York, 1997.

48. Venugopal, V. ve Baets, W., Neural Networks And Statistical Techniques n Marketing Research: A Conceptional Comparison, Marketing Intelligence & Planning, 12 (1994).
49. Timm, N.H., Applied Multivariate Analysis, Springer- Verlag, USA, 2002.
50. Sharma, S., Applied Multivariate Techniques, John Wiley and Sons, Inc., USA, 1996.
51. Sangün, L. Temel Bileşenler Analizi, Ayırma Analizi, Kümeleme Analizleri Ve Ekolojik Verilere Uygulanması Üzerine Bir Araştırma, Doktora Tezi, Çukurova Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü., Adana, 2007.
52. Özdamar, K., Paket Programlar ile İstatiksel Veri Analizi (Çok Değişkenli Analizler), Kaan Kitabevi, Eskişehir, 2004.
53. Ludwig, J.A., Reynolds J.F., Statistical Ecology, A Wiley-Intescience Publication, USA, 1998.
54. Shanmugam, R., Ve Johnson, C., At a Crossroad of Data Envelopment and Principal Component Analyses, The International Journal of management Science, 35 (2007), 351-364.
55. M., S., Holland, Principal Component Analysis (PCA), www.strata.uga.edu/software/pdf/pcatutorial.pdf, 18 Şubat 2015.
56. Lindsay, S., A tutorial on Principal Components Analysis, www.cs.otago.ac.nz/cosc453/studenttutorials/principalcomponents.pdf, 20 Mart 2015.
57. Erpolat, S., http://iaud.aydin.edu.tr/makaleler/yil2sayi5/IAUD_Yil_2_Sayi_5_Makale_4.pdf, 12 Nisan 2015.
58. L.A. Zadeh, Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes, IEEE Transactions on Systems, man, and Cybernetics, 3 (1973), 28-44.
59. L.A. Zadeh, The concept of linguistic variable and its application to approximate reasoning, Information Sciences, 8 (1975) 199-249.
60. İ. H. Altaş, Bulanık Mantık: Bulanıklılık Kavramı, Aylık 3e (Enerji, Elektrik, Elektromekanik) Dergisi, 62 (1999), 80-85.

61. J.Maiers and Y.S. Sherif, Applications of fuzzy set theory, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 15 (1985), 175-189.
62. K.K. Li, L.L. Lai, and A.K. David, Stand-alone intelligent digital distance relay, IEEE Power Engineering Society, 19 (1999).
63. İ. H. Altaş, A Fuzzy Logic Controlled Tracking System For Moving Targets, 12th IEEE International Symposium on Intelligent Control, ISIC'97, July 16-18, 1997, Istanbul, Turkey, 43-48.
64. J.S.R. Jang, C.T. Sun, and E. Mizutani, Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence', Prentice Hall, 1996.
65. J. W. Gardner ve J. Yinon, Electronic Noses & Sensors for the Detection of Explosives, Kluwer Academic Publishers, UK, 2004.
66. <http://www.alpha-mos.com/technology/instruments.html>, 12 Haziran 2014.
67. R. G. Osuna, H. T. Nagle ve S.S. Schiffman, Transient response analysis of an electronic nose using multi-exponential models, Sensors and Actuators B, 61 (1999) 170-182.
68. I. H. Altas, Bulanık Mantık Denetleyici: Matlab/Simulink Ortamı için Bir Modelleme, Otomasyon Dergisi, Bileşim Yayınları, İstanbul, Mart 2007, 58-62.
69. Güney, S. Karma Yapılı İkili Karar Ağacı tabanlı Koku Tanıma Sistemi, Doktora Tezi, Karadeniz Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Ens., Trabzon, 2013.

ÖZGEÇMİŞ

28.02.19990 tarihinde Trabzon'da doğdu. İlk ve Orta Öğrenimini Trabzon'da tamamladı. Üniversite eğitimine 2009 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü'nde başladı. 2013 yılında Elektrik-Elektronik Mühendisi unvanı ile mezun oldu. Aynı yıl içerisinde Karadeniz Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalı'nda yüksek lisans öğrenimine başladı. 2013 yılı Aralık ayından itibaren Karadeniz Teknik Üniversitesi Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü Devreler ve Sistemler Anabilim Dalı'nda araştırma görevlisi olarak çalışmaya başladı. Yabancı dil olarak İngilizce bilmektedir.