

T.C.
SAKARYA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**YAPAY SİNİR AĞLARI KULLANILARAK SOLUNUM
FONKSİYON TESTLERİ İLE CİNSİYET, OBEZİTE
VE SİGARA KULLANIMININ İLİŞKİLENDİRİLMESİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Dilek AYGÜN GÖDEKOĞLU

Enstitü Anabilim Dalı : ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
Enstitü Bilim Dalı : ELEKTRİK
Tez Danışmanı : Dr. Öğr. Üyesi Özhan ÖZKAN

Mayıs 2019

T.C.
SAKARYA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

YAPAY SİNİR AĞLARI KULLANILARAK SOLUNUM
FONKSİYON TESTLERİ İLE CİNSİYET, OBEZİTE
VE SİGARA KULLANIMININ İLİŞKİLENDİRİLMESİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

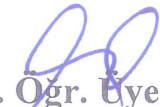
Dilek AYGÜN GÖDEKOĞLU

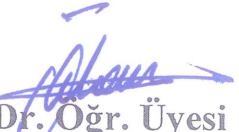
Enstitü Anabilim Dalı : ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ

Enstitü Bilim Dalı : ELEKTRİK

Bu tez 21 / 05 / 2019 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oybirliği / ~~oyçokluğu~~ ile kabul edilmiştir.


Doç. Dr.
Akif AKGÜL
Jüri Başkanı


Dr. Öğr. Üyesi
Burhan BARAKLI
Üye


Dr. Öğr. Üyesi
Özhan ÖZKAN
Üye

BEYAN

Tez içindeki tüm verilerin akademik kurallar çerçevesinde tarafımdan elde edildiğini, görsel ve yazılı tüm bilgi ve sonuçların akademik ve etik kurallara uygun şekilde sunulduğunu, kullanılan verilerde herhangi bir tahrifat yapılmadığını, başkalarının eserlerinden yararlanılması durumunda bilimsel normlara uygun olarak atıfta bulunulduğunu, tezde yer alan verilerin bu üniversite veya başka bir üniversitede herhangi bir tez çalışmasında kullanılmadığını beyan ederim.

Dilek AYGÜN GÖDEKOĞLU

....05.2019

TEŐEKKÜR

BaŐta tez konumu belirlerken, eđitim sũresi boyunca ders seęimleri yaparken, ęalıŐmalarımın her adımında bana verdiđi destek ięin saygıdeđer danıŐman hocam Dr. Öğretim Üyesi Özhan ÖZKAN' a, tezimde ve belki ileride yapacađım akademik ęalıŐmalarda kullanacađım sađlık verilerini benimle paylaŐan ęalıŐma arkadaŐlarım, bu verileri derleyip bana ulaŐmasını sađlayan deđerli iŐyeri hemŐiremiz AyŐegũl YÜKSEL'e, sabır ve desteđi ięin sevgili eŐim Hasan GÖDEKOĐLU'na, her zaman yanımda olan babam ve anneme ve tabi ki yüksek lisans eđitimim sırasında aramıza katılan motivasyon kaynađım olan biricik kızıma sonsuz teŐekkür ederim.

Tezimin bu konuda yapılacak bundan sonraki ęalıŐmalara ıŐık tutmasını dilerim.

İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR	i
İÇİNDEKİLER	ii
SİMGELER ve KISALTMALAR LİSTESİ	v
ŞEKİLLER LİSTESİ	vi
TABLOLAR LİSTESİ	viii
ÖZET	xi
SUMMARY	xii

BÖLÜM 1.

GİRİŞ.....	1
------------	---

BÖLÜM 2.

KAYNAK ARAŞTIRMASI	3
2.1. Solunum Fonksiyon Testleri ve Ventilasyon ile İlgili Çalışmalar	3
2.2. Obezite ile İlgili Çalışmalar	3
2.3. Solunum Fonksiyon Test Sonuçlarının Yapay Sinir Ağları ile Analizi Hakkında Yapılan Çalışmalar.....	4

BÖLÜM 3.

MATERYAL VE YÖNTEM	6
3.1. Solunum Sistemi	6
3.1.1. Solunum sistemi anatomisi ve fizyolojisi	6
3.1.1.1. Solunum sistemi anatomisi	6
3.1.1.2. Solunum sistemi fizyolojisi	7
3.1.2. Spirometri	9

3.1.2.1.	FVC (Zorlu Vital Kapasite)	10
3.1.2.2.	FEV1 (birinci saniyeki zorlu ekspirasyon hacmi).....	12
3.1.2.3.	FEV1/FVC (Tiffeneau oranı)	13
3.1.2.4.	Pred FEV1% ve Pred FVC%	14
3.1.3.	Spirometri Kullanım Alanları.....	14
3.1.3.1.	Tanı	14
3.1.3.2.	İzleme.....	15
3.1.3.3.	Maluliyet (iş göremezlik) değerlendirilmesi.....	15
3.1.3.4.	Halk sağlığı	16
3.1.4.	Obezite ve vücut kitle endeksi.....	16
3.2.	Yapay Sinir Ağları	17
3.2.1.	YSA tarihçesi	17
3.2.2.	Yapay sinir ağlarının tercih edilme sebepleri	19
3.2.3.	Yapay sinir ağları ile yapılan çalışmalarda meydana gelen bazı dezavantajlar.....	20
3.2.4.	Yapay sinir ağlarının uygulama alanları	21
3.2.5.	Yapay sinir ağlarının sınıflandırılması	22
3.2.6.	Nöronlar	26
3.2.6.1.	İnsan beyni ve biyolojik nöron (sinir hücresi) yapısı.....	26
3.2.6.2.	Yapay sinir hücresinin yapısı	27
3.2.7.	Yapay sinir ağlarının yapısı	30
3.2.8.	Yapay sinir ağlarının eğitilmesi	32
3.2.9.	Çok katmanlı yapay sinir ağları	32
3.2.10.	Aktivasyon (transfer) fonksiyonu.....	33
3.2.10.1.	Lineer aktivasyon fonksiyonları	34
3.2.10.2.	Sigmoid aktivasyon fonksiyonları	34
3.2.11.	İleri beslemeli (feed forward) yapay sinir ağlarında geriye yayılım algoritması	35
3.2.11.1.	Gradient descent (eğim azalımı) algoritması.....	40
3.2.11.2.	Levenberg-Marquardt algoritması	40

BÖLÜM 4.

ARAŞTIRMA VE BULGULAR	42
4.1. Spirometri Testi Uygulaması ve Veri Toplanması	43
4.1.1. Solunum testi veri toplama aşaması	43
4.1.2. Solunum testi uygulaması	43
4.1.2.1. Hazırlık ve talimatlar	43
4.1.2.2. Testin uygulaması	44
4.1.2.3. Test sonucu doğruluk ve kabul kriterleri	45
4.1.3. Toplanan verilerin işlenmesi	46
4.1.3.1. Veri tabloları	47
4.2. Yapay Sinir Ağının Oluşturulması	51
4.2.1. Simülasyon sonuçları.....	52
4.2.1.1. Gradient descent algoritması ile eğitilen ağa ait sonuçlar.....	52
4.2.1.2. Levenberg-Marquardt algoritması ile eğitilen ağa ait sonuçlar	59
4.2.1.3. Sigara, obezite, cinsiyet verileri ikili ve üçlü sınıflandırma sonuçları	66
4.2.2. Kullanılan program yapısı için bazı komutların anlatımı.....	76

BÖLÜM 5.

TARTIŞMA VE SONUÇ	79
KAYNAKLAR.....	80
EKLER.....	83
EK.A: Gradient Descent Algoritması ile Yazılan Program ve Doğruluk Tabloları	83
EK.B: Levenberg-Marquardt Algoritması ile Yazılan Program ve Doğruluk Tabloları	104
ÖZGEÇMİŞ.....	125

SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ

DSÖ	: Dünya Sağlık Örgütü Türkçe Kısaltması
ERS	: European Thoracic Society (Avrupa Toraks Cemiyeti)
FEV1	: Forced Expiratory Volume In One (1) Second (Birinci Saniye Zorlu Ekspirasyon Volümü)
FVC	: Forced Vital Capacity (Zorlu Vital Kapasite)
kg	: kilogram (Ağırlık Ölçü Birimi)
kg/m ²	: Kilogram/metrekaare (Vücut Kitle İndeksi Birimi)
km	: kilometre (Uzunluk Ölçü Birimi)
KOAH	: Kronik Obstrüktif Akciğer Hastalığı
L (l)	: Litre
L/s	: Litre/saniye
LR	: Learning Rate (Öğrenme Katsayısı)
ml	: mililitre
ms	: milisaniye
MW	: Megawatt (Elektriksel Güç Birimi)
O ₂	: Oksijen
Pred	: Predicted (Öngörülen)
s	: saniye
SFT	: Solunum Fonksiyon Testi
V	: hacim
VKİ	: Vücut Kitle Endeksi (Body Mass Index- BMI)
W	: Watt (Elektriksel Güç Birimi)
WHO	: Dünya Sağlık Örgütü (World Health Organisation)
YSA	: Yapay Sinir Ağı

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 3.1.	Solunum sistemi anatomisi.....	7
Şekil 3.2.	Solunum sistemi organları genel görünüm.....	7
Şekil 3.3.	Solunum sistemi fizyolojisi.....	7
Şekil 3.4.	Alveollerin gösterimi.....	8
Şekil 3.5.	İnspirasyon ve ekspirasyon sırasında akciğerlerin hareketleri ve basınç-hava akımı yönlenmesi.....	8
Şekil 3.6.	Normal, obstrüktif ve restriktif tip solunum test sonuçları karşılaştırması.....	14
Şekil 3.7.	Örnek YSA blok diyagramı.....	17
Şekil 3.8.	İleri beslemeli ağ yapısı örneği.....	22
Şekil 3.9.	Geri beslemeli ağ yapısı örneği.....	23
Şekil 3.10.	Bazı yapay sinir ağı mimarilerinin şekil olarak gösterimi.....	25
Şekil 3.11.	Biyolojik sinir sistemi.....	26
Şekil 3.12.	Biyolojik nöron modeli.....	27
Şekil 3.13.	YSA sinir hücresi ile biyolojik sinir hücresi karşılaştırması.....	28
Şekil 3.14.	Sinir hücresi hesaplama gösterimi.....	29
Şekil 3.15.	Çok sayıda enterkonnekte nörondan oluşan biyolojik sinir ağının teorik gösterimi.....	30
Şekil 3.16.	Çok sayıda enterkonnekte nörondan oluşan yapay sinir ağı.....	30
Şekil 3.17.	Yapay sinir ağı katman gösterimli yapısı.....	31
Şekil 3.18.	Çok katmanlı sinir ağı yapısı.....	33
Şekil 3.19.	Lineer aktivasyon fonksiyonu grafiği.....	34
Şekil 3.20.	Sigmoid aktivasyon fonksiyonu grafiği.....	35
Şekil 3.21.	İleri beslemeli tek katmanlı ağ.....	36
Şekil 3.22.	YSA basit matematik modeli.....	36
Şekil 3.23.	Basit zincir kuralı için örnek.....	37

Şekil 3.24.	YSA üzerinde geri yayılımın gösterimi.....	38
Şekil 4.1.	Çalışmaya ait akış diyagramı.....	42
Şekil 4.2.	Tek kullanımlık ağızlıklar.....	44
Şekil 4.3.	Kullanılan yumuşak mandal.....	44
Şekil 4.4.	Kullanılan spirometre.....	45
Şekil 4.5.	Kullanılan test düzeneği.....	45
Şekil 4.6.	Örnek bir test uygulaması.....	45
Şekil 4.7.	Oluşturulan yapay sinir ağının matlab modeli.....	51
Şekil 4.8.	Oluşturulan yapay sinir ağının eğitim bilgileri.....	51
Şekil 4.9.	Sigara sınıflandırması gradient descent ile oluşturulan yapay sinir ağına ait doğrulama performansı.....	54
Şekil 4.10.	Levenberg-Marquardt ile oluşturulan yapay sinir ağına ait doğrulama performansı.....	61
Şekil 4.11.	Levenberg-Marquardt ile oluşturulan yapay sinir ağına ait sigara-obezite doğrulama performansı.....	69
Şekil 4.12.	Levenberg-Marquardt ile oluşturulan yapay sinir ağına ait sigara-cinsiyet doğrulama performansı.....	71
Şekil 4.13.	Levenberg-Marquardt ile oluşturulan yapay sinir ağına ait obezite-Cinsiyet doğrulama performansı.....	74
Şekil 4.14.	Eğitim verileri özellik ayırma.....	77
Şekil 4.15.	Test verileri özellik ayırma.....	77
Şekil 4.16.	YSA yapısının oluşturulması.....	78
Şekil 4.17.	Ağın eğitilmesi.....	78
Şekil 4.18.	Ağın simülasyonu.....	78

TABLolar LİSTESİ

Tablo 3.1	Obstrüktif tip patolojilerin FEV1'e göre ağırlığı	12
Tablo 3.2.	Obstrüktif tip patolojilerin FEV1/FVC oranına göre ağırlığı.....	13
Tablo 3.3.	DSÖ (WHO) VKI tablosu.....	16
Tablo 3.4.	Biyolojik sinir sistemi elemanlarına karşılık gelen yapay sinir sistemi elemanlarının karşılaştırılması.....	28
Tablo 4.1.	Kullanılan verilere ait tablo.....	47
Tablo 4.2.	Gradient descent ile oluşturulan yapay sinir ağı'nın sigara kullanım sınıflandırması için eğitim doğruluk oranları.....	53
Tablo 4.3.	Gradient descent ile oluşturulan yapay sinir ağı'nın sigara kullanım sınıflandırması için test doğruluk oranları	53
Tablo 4.4.	Gradient descent ile oluşturulan yapay sinir ağı'nın cinsiyet sınıflandırması için eğitim doğruluk oranları.....	55
Tablo 4.5.	Gradient descent ile oluşturulan yapay sinir ağı'nın cinsiyet sınıflandırması için test doğruluk oranları	56
Tablo 4.6.	Gradient descent ile oluşturulan yapay sinir ağı'nın obezite sınıflandırması için eğitim doğruluk oranları.....	57
Tablo 4.7.	Gradient descent ile oluşturulan yapay sinir ağı'nın obezite sınıflandırması için test doğruluk oranları.....	57
Tablo 4.8.	Sigara, cinsiyet, obezite sınıflandırmaları eğitim ve test başarı karşılaştırmaları.....	58
Tablo 4.9.	Levenberg-Marquardt algoritması ile sigara kullanım tahmini eğitim doğruluk tablosu	60
Tablo 4.10.	Levenberg-Marquardt algoritması ile sigara kullanım tahmini test doğruluk tablosu.....	60

Tablo 4.11. Levenberg-Marquardt algoritması ile cinsiyet sınıflandırma eğitim doğruluk tablosu.....	62
Tablo 4.12. Levenberg-Marquardt algoritması ile cinsiyet sınıflandırma test doğruluk tablosu.....	63
Tablo 4.13. Levenberg-Marquardt algoritması ile obezite sınıflandırma eğitim doğruluk tablosu	63
Tablo 4.14. Levenberg-Marquardt algoritması ile obezite sınıflandırma test doğruluk tablosu.....	64
Tablo 4.15. Levenberg-Marquardt sigara, cinsiyet, obezite sınıflandırmaları eğitim ve test başarı karşılaştırmaları.....	65
Tablo 4.16. Levenberg-Marquardt ve gradient descent eğitim algoritmaları karşılaştırması	66
Tablo 4.17. Sigara-obezite sınıflandırmasında farklı gizli katman sayılarına sahip YSA modelleri için eğitim doğruluk oranı.....	66
Tablo 4.18. Sigara-obezite sınıflandırmasında farklı gizli katman sayılarına sahip YSA modelleri için test doğruluk oranı.....	67
Tablo 4.19. Sigara-obezite sınıflandırmasında gizli katman sonuçlarının karşılaştırılması.....	68
Tablo 4.20. Sigara-cinsiyet sınıflandırmasında farklı gizli katman sayılarına sahip YSA modelleri için eğitim doğruluk oranı.....	69
Tablo 4.21. Sigara-cinsiyet sınıflandırmasında farklı gizli katman sayılarına sahip YSA modelleri için test doğruluk oranı	70
Tablo 4.22. Sigara-cinsiyet sınıflandırmasında gizli katman sonuçlarının karşılaştırılması.....	71
Tablo 4.23. Obezite-cinsiyet sınıflandırmasında farklı gizli katman sayılarına sahip YSA modelleri için eğitim doğruluk oranı.....	72
Tablo 4.24. Obezite-cinsiyet sınıflandırmasında farklı gizli katman sayılarına sahip YSA modelleri için test doğruluk oranı.....	73
Tablo 4.25. Obezite-cinsiyet sınıflandırmasında gizli katman sonuçlarının karşılaştırılması.....	73

Tablo 4.26. Sigara-obeziite-cinsiyet sınıflandırmasında farklı gizli katman Sayılarına sahip YSA modelleri için eğitim doğruluk oranı.....	74
Tablo 4.27. Sigara-obeziite-cinsiyet sınıflandırmasında farklı gizli katman sayılarına sahip YSA modelleri için test doğruluk oranı.....	75
Tablo 4.28. Sigara-obeziite-cinsiyet sınıflandırmasında gizli katman sonuçlarının karşılaştırılması.....	76

ÖZET

Anahtar kelimeler: YSA (Yapay Sinir Ağları), Solunum Testleri, Sigara Kullanımı, Obezite, Spirometri

Biyomedikal sistemler aracılığı ile ölçülüp kayıt altına alınan fizyolojik işaretlerin analizi, tıp alanında pek çok hastalığın tanısı, takibi ve tedavisi açısından büyük önem taşımaktadır.

Bu amaçla uygulanan solunum fonksiyon testleri, akciğerlerin solunumu nasıl gerçekleştirdiğini, ne kadar hava tutabildiklerini, oksijen ve karbondioksit değişimini ne kadar verimli yapabildiklerini tespit etmeyi amaçlar. Bu çalışmada kullanılmış olan spirometrik ölçümler ise akciğer fonksiyonlarını değerlendirmek ve performanslarını ölçmek için yaygın olarak kullanılan bir test tekniğidir.

Yapılan bu çalışmada yapay sinir ağları kullanılarak, işyeri koşulları nedeni ile belirli hastalıkların takibi ve tanısı amacıyla SFT verilerini toplayan kuruluştaki gönüllü çalışanlardan spirometri sonuçları alınarak bir veri tabanı oluşturulmuş, bu solunum fonksiyon test sonuçları ile cinsiyet, obezite ve sigara kullanımı ilişkisi araştırılmıştır.

ASSOCIATING GENDER, OBESITY AND SMOKING WITH THE PULMONARY FUNCTION TESTS BY USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

SUMMARY

Keywords: ANN (Artificial Neural Networks), Pulmonary Function Tests, Smoking, Obesity, Spirometry

The analysis of physiological signals recorded by biomedical systems has a great importance for the diagnosis, follow-up and the treatment of many diseases in the medical field.

For this purpose the pulmonary function tests are used to determine how the lungs perform breathing, how much air capacity they have and how efficiently they can make oxygen and carbon dioxide exchange. The spirometric measurements - which are also used in this study, are commonly used to evaluate lung function and to measure their performance.

In this study, it is aimed to search the correlation between the spirometric test results with gender, obesity and smoking by using artificial neural networks. The spirometry results were obtained from voluntary workers in an institution, which collects the data of the PFT (pulmonary function tests) for monitoring and diagnosis of certain diseases due to the workplace conditions.

BÖLÜM 1. GİRİŞ

İletişimin gelişmesi ile bilgiye ulaşmada elde edilen kolaylıklar birçok bilimsel araştırmanın önünü açmış ve her alanda yapılan sayısız akademik çalışmalar teknolojiye gelişimleri sürekli ve sürdürülebilir hale getirmiştir. Bu gelişmelerin tıp alanına uygulanması ile ortaya çıkan uzmanlık dalı olan biyomedikal sistemler sayısız hastalığın teşhis, tedavi ve takibinde çok önemli bir rol oynamaktadır. Birçok değişik tip ve türdeki biyomedikal sistemler (cihazlar) aracılığı ile canlıların vücudundaki çeşitli fizyolojik işaretlerin ölçümü ve kayıt alınması mümkündür. Fizyolojik işaretlerin analizi, ilişkili organ veya sistemler hakkında daha ayrıntılı bilgi elde edilmesini mümkün kılmıştır.

Canlılar yaşamak için enerjiye ihtiyaç duyarlar, bu enerji ihtiyacı besinler vasıtası ile karşılanır ve besinler hücreler içerisinde ancak oksijen yardımı ile parçalanıp enerjiye dönüşebilirler. İşte vücuda gerekli olan bu oksijeni dış ortamdan alıp hücrelere kadar taşınmasını sağlayan sisteme solunum sistemi denmektedir. Solunum sistemi ile ilgili problemlerin erken ve doğru teşhisi insan sağlığı açısından oldukça önemlidir. Doğru tanı ve takip birçok hastalığın tedavisinde hayati önem taşımaktadır. Solunum fonksiyonlarının ölçümü farklı pulmoner anormallikleri tespit etmek için gereklidir. Akciğerlerin solunumu nasıl gerçekleştirdiğini ya da akciğerlerin ne kadar hava tutup oksijen ve karbondioksit değişimini ne kadar verimli yaptığını tespit etmek için solunum fonksiyon testi olarak adlandırılan çeşitli teknikler kullanılmaktadır. Solunum fonksiyon testleri (SFT) akciğerlerin performansını ölçmekte hekimlere yardımcı olmaktadır. Bu yöntemlerden birisi olan spirometri, akciğer fonksiyonlarını değerlendirmek için uygulama kolaylığı ve maliyeti sayesinde yaygın olarak tercih edilen ölçüm metotlarından bir tanesidir [1].

Yapılan bu çalışmada solunum fonksiyon test sonuçları ile gönüllü deneklerin sigara kullanımını arasındaki ilişkiyi tespit etmeyi hedefleyerek aşağıdaki adımları izlenmiştir;

- a) Özel bir işyerinde mevcut olan spirometri cihazı kullanılarak gönüllü kişilerce paylaşılmış eski ve yeni test sonuçları işyeri hekimi ve hemşiresi gözetiminde kayıt altına alınmıştır
- b) Son ölçümleri yapılarak test sonuçlarına ilişkin dökümler teslim alınarak kayıt edilmiştir.
- c) Elde edilen solunum fonksiyon parametreleri YSA ile analiz edilerek, teşhis doğruluk yüzdeleri çıkartılmış ve incelenmiştir.

Tüm bu çalışmalar sonucunda elde edilen teşhis doğruluk yüzdelerine bakılarak solunum fonksiyon testleri ile sigara kullanımı, obezite ve cinsiyet arasında ilişki varlığı araştırılmıştır.

BÖLÜM 2. KAYNAK ARAŞTIRMASI

2.1. Solunum Fonksiyon Testleri ve Ventilasyon ile İlgili Çalışmalar

Solunum fonksiyon testleri ve sonuçların yorumlanması ile ilgili olarak çeşitli dillerle hazırlanıp yayınlanmış birçok çalışma mevcuttur. Bu çalışma yapılırken özellikle Türk Toraks Derneği (TTD) ve ABD'deki Kronik Hastalıkları Önleme ve Kontrol Merkezi (CDC)'nin yayınladığı pek çok araştırma kaynak olarak kullanılmıştır.

Prof. Dr. Tunçalp Demir ve Prof. Dr. Nurhayat Yıldırım, 2015'te yazdıkları yazıda SFT testlerinin öneminden bahsetmiş ve bu testlerin kimlere hangi amaçlarla kullanılabileceği hakkında bilgiler vermişlerdir [1].

E. Vagas ve A.G. Akgül, 2012'de yaptıkları çalışmada solunumun gaz değişimini nasıl yaptığını değinmiş, akciğerlerin ventilasyon mekanizması üzerine bilgiler verip SFT (Solunum Fonksiyon Testi) sonuçları yorumlayarak çocuklar ve erişkinler arasındaki solunum farklılıklarını araştırmışlardır [2].

2.2. Obezite ile İlgili Çalışmalar

Obezite için yapılmış kısa araştırmalarda Dünya Sağlık Örgütü (WHO) tarafından yayınlanmış çeşitli bilimsel çalışmalar ve standartlar kullanılmıştır.

R. Aktan, 2016 yılında yaptığı çalışmada obez ve pre-obez bireyler üzerinde solunum fonksiyon testlerini incelemiştir aktivite düzeyi ve sağlık ile ilgili karşılaştırmalar yaparak pre-obez kişilerde solunum fonksiyon testleri sonuçlarının etkilendiğini buna

karşın obez bireylerde yaşam kalitesini ve fiziksel aktiviteyi engelleyecek türden etkiler olduğu sonucuna varmıştır [3].

2.3. Solunum Fonksiyon Test Sonuçlarının Yapay Sinir Ağları ile Analizi Hakkında Yapılan Çalışmalar

M. Oud, 2002 yılında yaptığı çalışmada, astım hastalarının solunum seslerini, obstrüksiyon (tıkanma) oranlarını analiz edip tanıyarak derecelendirme yapabilen bir bilgisayarlı yöntem bulmayı hedeflemiştir. Bu çalışmada laboratuvar ortamında yapılan alerjen tetikleyici testlerde solunum seslerinin alerjen tetikleyici etkisi ile ilerleyen tıkanıklığın farklı seviyeleri için kaydı alınmıştır. İlgili ses spektrumları ile aynı anda uygulanmış spirometrik ölçümlerin de (FEV1) sonuçları yapay sinir ağlarına uygulanmış, ileri beslemeli yapay sinir ağının, eğitimde kullanılmamış FEV1 sınıfı parametreleri için enterpolasyon performansı test edilmiştir. Bu testlerin sonucunda FEV1 değerlerinin enterpolasyonunun mümkün olduğu ortaya çıkmış ve ses spektrumları ile FEV1 arasında deterministlik bir bağlantı olduğu sonucuna varılmıştır [4].

S. Jafari arkadaşları akciğer hastalıkları ile ilgili 2010 yılında yaptıkları çalışmalarında, solunum sistemi anomalilerinin erken ve doğru tespiti sağlanması amacıyla bir çalışma yapmışlardır. Bu çalışmada spirometrinin en sık kullanılan solunum fonksiyon testi olmasına karşın karar verme mekanizmasında sağlık personelinin yeterli deneyime sahip olmaması durumu için tahmini FEV1, FVC ve FEV% datalarını kullanarak normal, obstrüktif, restriktif ve karma solunum sonuçlarını yorumlayabilen bir yapay zekâ tasarlamayı amaçlamışlar, bunu başarmak için de çok katmanlı perceptron ağ yapısını (MLPNN) kullanmışlardır. Çalışma sonucunda 205 gönüllüden elde edilen veriler ile tasarladıkları ağın bu dört solunum sınıfı için de toplam doğruluk, hassasiyet ve özgüllük konusunda sırası ile %97,6, %97,5 ve %98 olduğunu tespit etmişlerdir [5].

K.A. Waghmare ve arkadaşları 2014'te yaptıkları çalışmada spirometrinin akciğer hastalıklarının birçoğunun tanısında önemli bir rol oynadığına değinmiş, son yıllarda

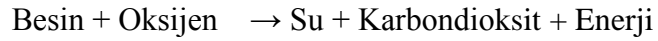
spirometri verilerinin sınıflandırılması ve tahmini için çok sayıda araştırma ve teknik geliştirildiğinden bahsederek önerilen programların çoğunlukla yapay sinir ağlarına dayandığını belirtmiştir. Solunum sisteminin doğru işleyebilmesinin ventilasyon mekanizmasına dayalı olduğunu da vurgulayarak, akciğer kalitesinin akciğer ventilasyonunun kalitesine bağlı olduğundan bahsetmiştir. Spirometride, yapılan solunum fonksiyon test sonuçları FVC (zorlu vital kapasite) FEV1(birinci saniyedeki zorlu ekspirasyon hacmi) gibi test değerlerine bağlı olduğundan çalışmada normal ve anormal test verilerinin sınıflandırılması için çeşit yapay sinir ağı teknikleri ele almıştır ve araştırmacılar tarafından önerilen çeşitli yöntemleri karşılaştırmıştır [6].

Sema Coşğun 2014'te yaptığı tez çalışmasında solunum fonksiyon testinin (SFT) akciğerler ve hava yollarına dair hastalıkların tespitinde hekimler tarafından sık kullanılan bir yöntem olduğuna değinmiş, SFT ile elde edilen verilerin literatürde belirtilen hastalık tespitinde kullanımından farklı olarak biyometrik kişi tanımlama sistemleri içinde kullanılabilir olduklarını göstermeyi hedeflemiş ve sonuç olarak çalışmada spirometrik testler sonucunda elde edilen veriler kullanılarak kişilere ait cinsiyet, yaş ve boy kestirimi makine öğrenmesi yöntemlerinden Gauss Karışım Modeli ve Destek Vektör Makineleri yardımıyla gerçekleştirilmiştir [7].

BÖLÜM 3. MATERYAL VE YÖNTEM

3.1. Solunum Sistemi

Canlılar yaşamak için enerjiye ihtiyaç duyarlar, bu enerji ihtiyacı besinler vasıtası ile karşılanır ve besinler hücreler içerisinde ancak oksijen yardımı ile parçalanıp enerjiye dönüşebilirler. İşte vücuda gerekli olan bu oksijeni dış ortamdan alıp hücrelere kadar taşınmasını sağlayan sisteme solunum sistemi denmektedir [8].



Atmosferdeki oksijenin vücut içine alınması ve vücuttaki karbondiyoksitin dışarı atılmasına dış solunum, kan ile hücreler arasında gerçekleşen gaz alışverişine ise iç solunum adı verilmektedir [7, 8].

3.1.1. Solunum sistemi anatomisi ve fizyolojisi

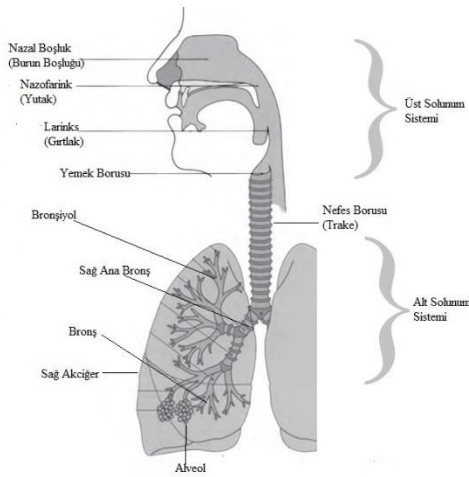
Canlıların organlarını, bu organların yapılarını ve yerleşimlerini inceleyen bilim dalına anatomi, organların veya organların oluşturduğu sistemlerin işleyişini inceleyen bilim dalına ise fizyoloji denmektedir [7].

3.1.1.1. Solunum sistemi anatomisi

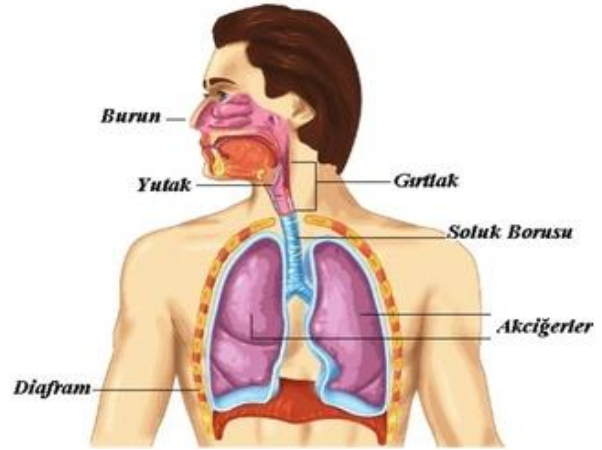
Solunum sistemi organların yerleşim ve dizilim yerine göre iki bölgeye ayrılarak incelenmektedir.

- Üst Solunum Bölgesi (Üst Solunum Yolları olarak da bilinir)
- Alt Solunum Bölgesi (Alt Solunum Yolları olarak da bilinir)

Şekil 3.1. ve Şekil 3.2.'de solunum sistemi anatomisi genel olarak gösterilmektedir.



Şekil 3.1. Solunum sistemi anatomisi [7, 8]

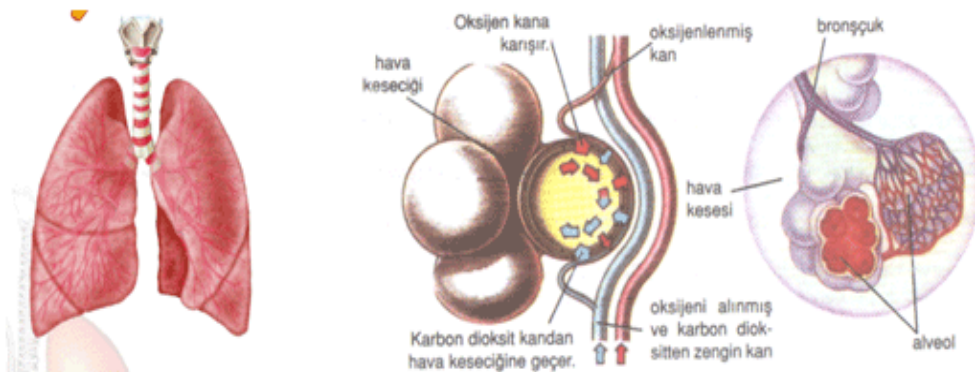


Şekil 3.2. Solunum sistemi organları genel görünüm

Üst solunum yolları kulak, östaki borusu, nefes borusunun üst kısmı, ağız, burun ve yutaktan oluşur ve adında vurgulandığı gibi vücutta yerleşim olarak sistemin üst kısmında bulunurlar. Üst solunum yollarının başlıca görevi alınan havanın ısısı ile nemini dengelemek ve bu havayı partiküllerden temizlemek yani filtrelemektir [8].

Alt solunum yolları ise nefes borusunun alt kısmı, akciğerler ve iki ana bronştan oluşur. İnsan vücudunda toraks olarak adlandırılan göğüs kafesi içerisindeki boşlukta bulunur [7, 8, 9].

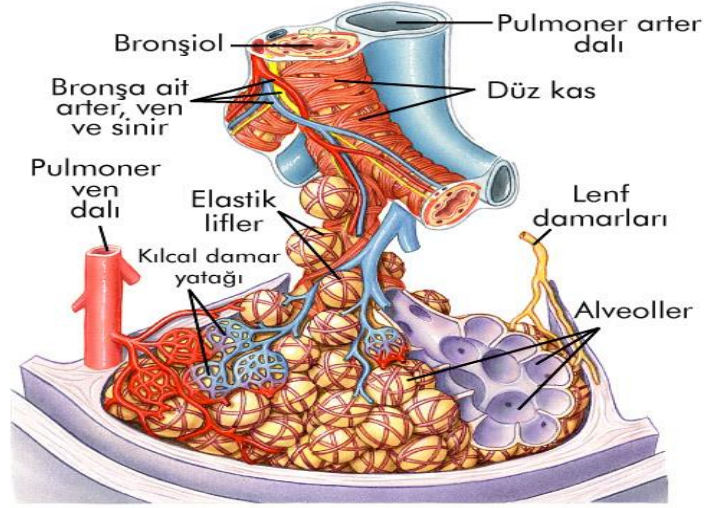
3.1.1.2. Solunum sistemi fizyolojisi



Şekil 3.3. Solunum sistemi fizyolojisi

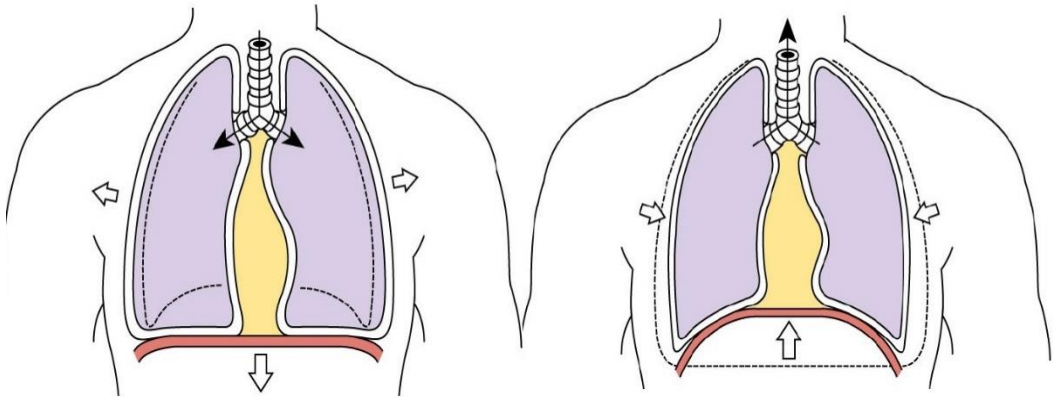
(Kaynak: <https://masahin-alimetin.weebly.com/solunum-sistemi-nedir.html> Erişim Tarihi: 2 Mayıs 2019)

Akciğerler solunum işleminin gerçekleştiği çok sayıda alveol bulunan yumuşak ve süngerimsi yapıda ve birbiri ile bağlantılı çift organlardır, sistem içerisindeki yerleşimleri ve boyutları cinsiyet, yaş ve beden büyüklüğüne göre değişiklik gösterebilirler [7].



Şekil 3.4. Alveollerin gösterimi [9]

Göğüs kafesi ve akciğerler esnek yapılardır. Akciğerler diyafram ve göğüs kafesi yardımı ile genişler, hava yollarında küçük bir negatif basınç oluştururlar, bu basınç farkı sayesinde dışardaki hava akciğerlere dolar, göğüs kafesi soluk verme durumuna geri dönerken akciğerleri geri çeker, bu esnada dengeye gelen göğüs kafesi ve akciğer basınçlarından ötürü hava yollarında yine küçük bir pozitif basınç oluşur ve akciğer içerisindeki hava, hava yolları yardımı ile dışarı atılır [2, 10].



Şekil 3.5. İspirasyon ve ekspirasyon sırasında akciğerlerin hareketleri ve basınç-hava akımı yönlenmesi [10]

Dış ortamdaki havayı içeri alma hareketine inspirasyon, dışarı verme hareketine de ekspirasyon adı verilir. Bu hareketler bütünü ise pulmoner ventilasyon olarak isimlendirilmektedir. Özetleyecek olursak akciğerin uzayıp daralması ile oluşan negatif ve pozitif basınçlar yardımı ile solunum gerçekleşir [2, 7, 10].

Önceki kısımlarda akciğerler hakkında anlatılan bilgilerin çalışma açısından önemli olması dolayısıyla derleyip mantığını özetleyecek olursak, akciğerlerin iki temel görevleri vardır; temiz havadan inspirasyon yaptığı oksijeni alveolleri kullanarak vücut içerisindeki kılcal damarlara dolayısı ile kana aktarmak ve dolaşımdan dönen kan içerisindeki karbondioksiti yine alveoller vasıtası ile alıp ekspirasyon yaparak dışarı atmaktır [7].

3.1.2. Spirometri

Spirometri (Solunum Fonksiyon Testi – SFT) solunum fonksiyonlarının ölçümü ve solunum sistemindeki organların mekanik özelliklerinin incelenmesi amacı ile kullanılan en basit, en etkin ve en ucuz yöntemdir [11, 12].

Spirometri, solunum sisteminin ventilasyon, difüzyon ve mekanik özelliklerinin incelenmesinde kullanılan bir yöntemdir. İlk modern çalışma olarak 17. yy.'da SFT değerlendirilmelerinin yapıldığı bilinmektedir. 1846 yılında Hutchinson sulu spirometre benzeri bir cihazla vital kapasite ölçümünü gerçekleştirmiştir, 1846'da yazdığı ilk makalesinde 2130 kişi (farklı iş gruplarından – hasta ya da sağlıklı, kadın veya erkek) üzerinde yapmış olduğu ölçümleri derlemiş ve bu çalışmalarını sonucunda vital kapasitedeki azalmaların erken tanı ve ölüm ile ilişkisini saptamıştır [13, 14].

Daha sonraları çeşitli çalışmalar geliştirilerek ekspirasyon (soluk verme) havası hacmini zamanla ilişkilendiren zorlu vital kapasite ölçümü ilk kez 1919'da Strohl tarafından gerçekleştirilmiştir. Bu alanda ki gelişmeler devam ederken nihayet 1948'de Fransız farmakolog Robert Tiffeneau birinci saniyede atılan zorlu ekspirasyon hacmini (FEV1) solunum fonksiyon testi alanına katmıştır [14].

1957'de Tiffeneau yayınladığı bir yazısında FEV1/VC oranının solunum sorunlarının tipini ortaya koyabileceğini belirtmiştir. FEV1 parametresinin tanımlanmasının ardından zamanla ilişkilendirilmiş hacimlerin yani dinamik parametrelerin önemli olduğu kabul edilmiş, sonrasında ise sağlıklı bireyler üzerinde normal değerlerin belirlenmesi amacı ile birçok çalışma yapılmıştır [14].

Halen gelişmekte olan solunum fonksiyon testleri için zamanla bir standardizasyona ihtiyaç duyulmuş ve ilk olarak 1979'da ATS (Amerikan Toraks Derneği) bir spirometri standardizasyon raporu yayımlamıştır. Bu rapor zamanla güncellenmeye devam edilmiştir. En sonunda 2005'de ATS ve ERS (Avrupa Toraks Derneği) iş birliği yaparak spirometri, akciğer hacimleri ve tek soluk karbon monoksit difüzyon testi için ayrıntılı raporlar yayınlanmış bulunmaktadır [11, 14].

Günümüz tanımı olarak spirometri yani solunum fonksiyon testi bir bireyin solunum yaparken ciğerlerine alıp verdiği hava hacminin zamanın bir fonksiyonu olarak değerlendirildiği akciğer işlevlerini sayısal olarak ölçen fizyolojik bir testtir. Solunum fonksiyon testleri "Spirometre" olarak adlandırılan aletlerle yapılır [15].

Solunum fonksiyon testlerinin yorumlanmasında kullanılan en önemli test sonuç verileri sırası ile FEV1, FVC ve birçok hastalığın tanı veya tespitinde kullanılmakta olan FEV1/FVC (Tiffeneau) oranıdır [11, 15].

Solunum fonksiyon testleri, "Dinamik ventilasyon testleri", "Statik ventilasyon testleri", "Difüzyon testleri" ve "Arter kan gazları" nı kapsamaktadır [15]. Bu çalışmada dinamik fonksiyon testleri (spirometri) kullanılmıştır.

3.1.2.1. FVC (Zorlu Vital Kapasite)

FVC (Forced vital capacity- zorlu vital kapasite) ölçümü hem soluk alma hem de soluk verme sırasında yapılabilir. Fakat aksi belirtilmedikçe FVC, genellikle soluk verme kapasitesini tanımlamak için kullanılır [16].

FVC, vücutta hava yollarında daralma veya obstrüksiyon (tıkanma) olduğunda azalır. Bu durumda ekspirasyon zamanı uzar; Genellikle 20 s'nin üstüne çıkar. Restriktif (akciğerlerin genişlemesini iç veya dış nedenlerle kısıtlayan hastalıklar) hastalıklarda azalır. Hem VC hem de FVC azalması nonspesifik bulgulardır. Bu iki parametre arasında fark oluşması, vücuttaki hava yollarında bir kollaps (çevresel damarların genişleyip burada kanın toplanmasıyla oluşan ağır bir çöküntü tablosu) durumunun olduğunu gösterir [12].

Spirometre ölçümü için, testin gerçekleştirileceği bireyin burnu yumuşak bir mandalla kapatılır ve spirometre ağızlığına yavaşça solunması söylenir.

İstirahat düzeyinden sonra bireyden derin bir nefes alması ve zorlu, derin ve hızlı bir ekspirasyonla tüm havayı dışarı boşaltması istenir. Bu esnada ekspirasyon ile atılan hava hacmi y eksenine, zaman ise x eksenine yerleştirilerek hacim-zaman eğrisi elde edilir [7].

Derin inspirasyondan sonra zorlu, hızlı ve derin ekspirasyonla atılan maksimum hava hacmidir.

- Sağlıklı bireylerde : $FVC = VC$
- Havayolları obstrüksiyonu (tıkanma) bulunan bireylerde : $FVC < VC$

FVC'de azalma amfizemde parenkimal doku kaybı; kronik bronşit, astım, bronşektazi ve kistik fibroziste mukus tıkaçları ve bronş konstrüksiyonuna bağlıdır [16].

Sağlıklı kişilerde zorlu ekspirasyon manevrası sırasında akciğerlerdeki hava 2-3 saniyede boşaltılabilirken KOAH, Astım gibi havayolu darlığı ile seyreden hastalıklarda bu süre 10-15 saniyeye kadar uzayabilmektedir [16].

3.1.2.2. FEV1 (birinci saniyedeki zorlu ekspirasyon hacmi)

FEV1, zorlu ekspirasyon manevrasının (FVC'nin) 1. saniyesinde akciğerlerden litre atılan hava miktarıdır. Zamana oranlanarak ifade edildiği için birimi L/s'dir

Sağlıklı kişilerde normalde zorlu ekspirasyonun 1. saniyesinde akciğerlerden atılan hava miktarı FVC'nin %80'i kadardır. FEV1 obstrüktif akciğer hastalıkları hakkında fikir verebilen iyi bir parametredir [12].

Hava yolu obstrüksiyonu olan astım ya da KOAH (Kronik Obstrüktif Akciğer Hastalığı) hastalarında ise FVC'nin birinci saniyesinde akciğerlerden atılan hava miktarı %80'in altındadır.

Tablo 3.1. Obstrüktif tip patolojilerin FEV1'e göre ağırlığı

Ağırlık derecesi	FEV1 (% beklenen)
Hafif	>70
Orta	60-69
Orta derecede ağır	50-59
Ağır	35-49
Çok ağır	<35

FEV1, istemli çalışan solunum kaslarının yanı sıra göğüs kafesi ve akciğerlerin elastik güçleri tarafından da belirlenmektedir.

FEV1 hastanın eforundan az etkilenen bir parametre olduğu için Astım, KOAH gibi hava yolu hastalıklarının şiddetinin değerlendirilmesinde oldukça etkilidir [12, 16]. Tedavi öncesi ve sonrası ölçüm değeri karşılaştırılarak tedavi cevabının değerlendirmesinde kullanımı mümkündür.

3.1.2.3. FEV1/FVC (Tiffeneau oranı)

FEV1/FVC oranı, genç erişkinde %75'in üzerindedir, yaşla bu değer azalır. Obstrüktif ve restriktif patolojilerin ayırımında kullanılır. Hava yolu obstrüksiyonunda değeri %70'in altındadır ve hafif-orta dereceli obstrüksiyonun değerlendirilmesinde yararlıdır. Restriktif patolojilerde oran korunur [12, 16].

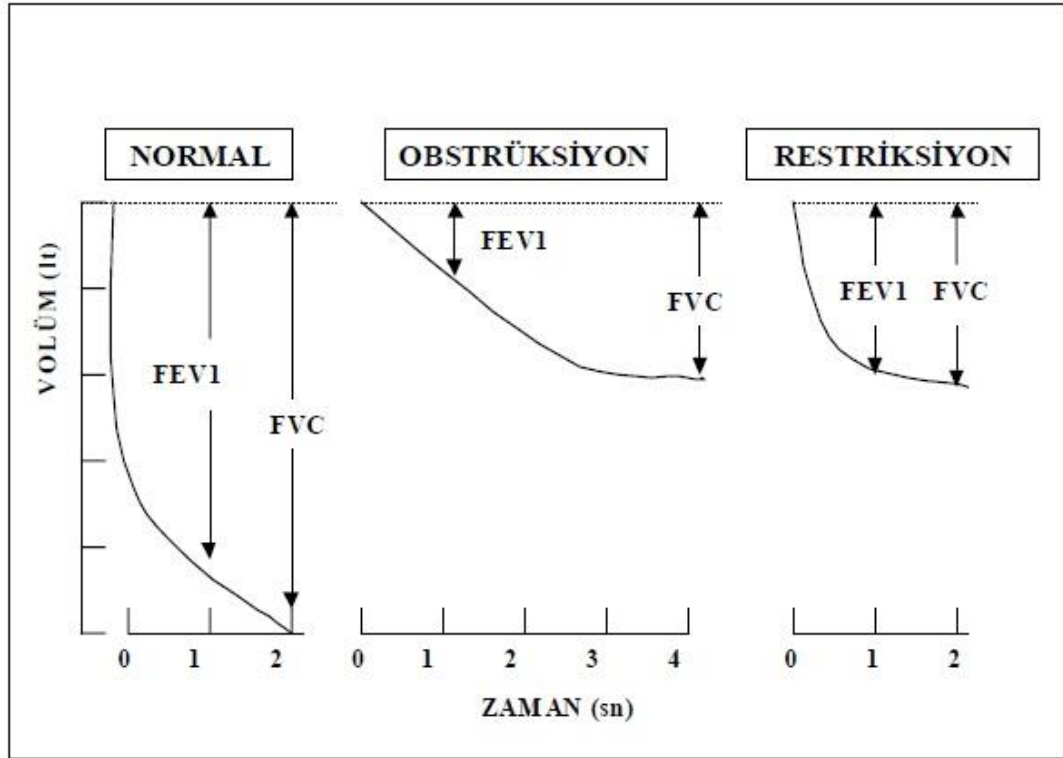
FEV1/FVC oranı hava yolu obstrüksiyonu varlığının saptanmasında anahtar rol oynar.

FEV1/FVC oranının diğer bir tanımı ise zorlu ekspirasyon manevrasının birinci saniyesinde akciğerlerden litre atılan hava miktarının, zorlu ekspirasyon manevrasının tamamında akciğerlerden atılan hava miktarına bölünmesi ile elde edilen parametre şeklindedir.

Hava yolu obstrüksiyonu ve restriktif hastalıkları ayırt etmede oldukça kullanışlıdır. Obstrüksiyonlarda FEV1, FVC'den daha fazla azalma gösterdiğinden dolayı oran genellikle %70'in altında iken, restriksiyonlarda her iki parametrede aynı oranlarda azaldığından oran normal kalır. Bu bakımdan obstrüksiyonun derecelendirilmesinde de kullanılmaktadır [7].

Tablo 3.2. Obstrüktif tip patolojilerin FEV1/FVC oranına göre ağırlığı

Ağırlık derecesi	FEV1/FVC (% beklenen)
Normal	>70
Hafif	61-69
Orta	45-60
İleri	<45



Şekil 3.6. Normal, obstrüktif ve restriktif tip solunum test sonuçları karşılaştırması [12]

3.1.2.4. Pred FEV1% ve Pred FVC%

Spirometreden alınmış olan FEV1 ve FVC ölçüm değerlerinin Stanojevic tarafından hazırlanıp 2008 yılında Avrupa Toraks Cemiyeti (ERS) tarafından kabul edilmiş olan ırk cinsiyet boy ve yaşa göre normal kabul edilmiş fonksiyon testi tahmini (predicted) değer tablolarındaki karşılığına oranlarıdır [10]. Bu değerler test cihazı tarafından sonuç çıktısında verilmiş olup YSA eğitim ve test verisi olarak da kullanılmıştır.

3.1.3. Spirometri kullanım alanları

3.1.3.1. Tanı

- Hastalık tanısı yapmak amacıyla, semptom, bulgu ve anormal laboratuvar testleri ile bir arada değerlendirilerek hastalık tanısı yapmak mümkündür.
- Hastalıkların solunum üzerindeki etkilerini ölçmek amacı ile kullanılırlar.

- Hasta bireyde mevcut olan solunum bozukluğunun tipini ayırt edebilmek için kullanılmaktadır; obstrüktif, restriktif veya karma tipte olan bozukluklar ayırt edilebilmektedir.
- Sigara içen veya solunum riski taşıyan işlerde çalışan ve akciğer hastalığına yakalanma riski olan bireylerin taranması için kullanılmaktadır.
- Bazı solunum hastalığı ya da riski taşıyan kimselerde ameliyat öncesi değerlendirme yapmak amacı ile kullanılırlar.
- Yine riskli gruba girebilecek kimselerde, ağır fiziksel aktiviteler öncesinde kullanmak mümkündür.

3.1.3.2. İzleme

- Solunum yolları ile ilgili hastalıkların tedavisi sonrası izleme yapmak için kullanılabilirler
- Bazı klinik araştırmalarda toksik ilaçların akciğere etkisini izlemek amacı ile ihtiyaç duyulabilmektedir
- Astım, KOAH gibi hastalıkların seyrini monitör etmek için kullanılırlar.

3.1.3.3. Maluliyet (iş göremezlik) değerlendirmesi

- Rehabilitasyon, sigortalama yapılırken risk belirlenmesi, işe alımlarda risk değerlendirme yapmak ve bazen işten ayrılma durumlarında tazminat amacı ile kullanılmaktadır.

3.1.3.4. Halk sađlıđı

- İřçi sađlıđı amacıyla r. tekstil ya da kimya fabrikasında SFT taraması dzenli olarak yapılabilir.
- Farklı evre poplasyonlarındaki kiřilerin fonksiyonların karřılařtırılması amacı ile kullanılabilir.
- Mesleksi/evresel ortamdaki sbjektif yakınmaların deđerlendirilmesi iin de bilgi verebilen bir aratır.

3.1.4. Obezite ve Vcut Kitle Endeksi (VKİ)

Vcut kitle endeksi WHO (Dnya sađlık rgt) tarafından yayınlanmış ve tm dnyada kabul gren, kiřinin vcudundaki yađ oranı hakkında bilgi verip obezite durumunu deđerlendirmek iin kullanılan bir hesaplama dır.

Vcut kitle endeksi, kiřinin kilosunun boyunun metre cinsinden karesine blnmesi ile hesaplanmaktadır.

Tablo 3.3. DS (WHO) VKİ tablosu

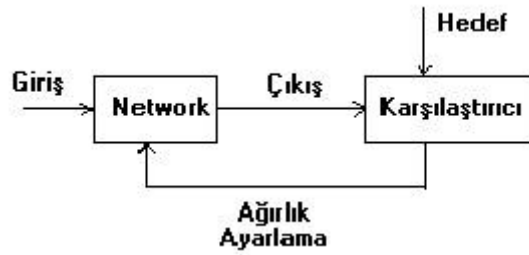
VKİ (kg/m²)	Kilo Durumu
<18,5	Zayıf
18.5–24.9	Normal
25.0–29.9	Obezite Bařlangı
30.0–34.9	Obezite Sınıf I
35.0–39.9	Obezite Sınıf II
> 40	Obezite Sınıf III

Son yıllara kadar obezitenin sađlıđa etkisi yalnızca kardiyak problemler aısından dikkate alınmaktayken, son 20-30 yılda obezitenin solunum fonksiyonları zerindeki etkisi zerine alıřmalar yapılmaya bařlanmıřtır. Obezitenin kardiyovaskler sistem (kan dolařım sistemi) zerine kt etkileri olduđu kadar solunum zerine de etkisi bulunmaktadır ve bu kt etkiler yařam kalitesini dřrme ve/veya lmcl

hastalıklara yakalanma riskleri oluřturması aısından nemli rol oynar. Bu alıřmada ok fazla zerinde durulmayan bir konu olan obezite ile SFT testleri arasındaki iliřki de arařtırılmıřtır [17].

3.2. Yapay Sinir Ađları

Yapay Sinir Ađları, karmařık iřlem yeteneđine sahip oklu karar verebilen biyolojik beyin yapısından ilham alınarak tasarlanmış bilgi iřleme ve hesaplama modelleridir. Biyolojik beyin yapısında olduđu gibi birbirine bađlı olan ok sayıda nrondan oluřurlar ve tek bir katman ile dizayn edilebilecekleri gibi birok katman ieren yapay sinir ađlarını da modellemek mmkndr [18, 19].



řekil 3.7. rnek YSA blok diyagramı [20]

Artık gnmzde kullanılan bilgisayarlar pek ok algoritmik ve karıřık problemi kolayca ozmektedirler, fakat buna karřın biz insanlar iin kolay ve dođal olan grme, konuřma, duyma ve dřnme gibi davranıřları ozmlayebilmeleri olduka zordur. Bu davranıřların bilgisayarlar tarafından ozlebilmesi amacıyla yani insan davranıřları kazanabilmeleri iin yapay sinir ađları kullanılmaktadır. Yapay sinir ađları verilerden đrenip deneyim kazanır ve herhangi bir problemi ozmek iin elde ettiđi deneyimi kullanır [18].

3.2.1. YSA tarihesi

- 1943: Biyolojik nronun ilk matematiksel modeli McCulloch ve Pitts tarafından yapılmıřtır.

- 1949: Donald Hebb tarafından bulunan Hebb Öğrenme Kuralı ile öğrenebilen sinir ağlarını geliştirmek olası hale gelmiştir.
- 1950: Shannon ve Turing satranç programları yazmıştır.
- 1958: Rosenblatt yalnızca doğrusal problemleri çözen perceptron modelini geliştirmiştir.
- 1960-1962: Widrow ve Hoff tarafından ADALINE (adaptif lineer olmayan eleman) ve MADALINE (çoklu adaptif lineer olmayan eleman) yöntemleri bulunmuştur. Bu gelişmeden sonra aynı zaman aralıklarında YSA ile “XOR” probleminin çözülemeyeceği sonucuna varılmış ve yapay sinir ağları gelişiminde duraksama meydana gelmiştir.
- 1976: Grosberg tarafından ART (adaptif rezonans teorisi) ağları geliştirilmiştir.
- 1982: Kohonen tarafından SOM (self organizing map) teorisi ve Hopfield tarafından Hopfield Ağları geliştirilmiştir.
- 1986: Rumelhart & McClelland Yapay sinir ağları için devrim niteliğinde bir buluş olan çok katmanlı algılayıcıların ortaya çıkmasında önemli bir adım olan back propogation (geriye yayılım) algoritmasını geliştirmiştir.
- 1988: Broomhead ve Lowe “Radyal tabanlı fonksiyonlar” modelini geliştirmişlerdir.

Yukarıdaki gelişmelerden sonra günümüze kadar olan sürede binlerce çalışma yapılarak yapay sinir ağları alanında birçok gelişme ortaya çıkmıştır [21, 22].

3.2.2. Yapay sinir ağlarının tercih edilme sebepleri

Yapay sinir ağlarının en güçlü özellikleri paralel dağılan yapıları ve genelleme yapabilme yetenekleridir. Bu iki önemli özellik dışında öğrenme yeteneğine sahiptirler, çevre koşullarındaki değişimlere göre sinaptik ağırlıklarını ayarlayarak adapte olabilirler, kanıta dayalı çıkış verebilirler, hata toleransları sayesinde başka hesap türlerinde olduğu gibi ufak hatalardan etkilenmezler, çok büyük ölçekli entegre devre uygulaması yapabilirler, farklı öğrenme alanlarında kullanılan YSA'lar aynı ya da benzer öğrenme algoritmalarını kullandıklarından ötürü analiz ve tasarım kolaylığı sunarlar, biyolojik beyine benzerlik taşırlar [19, 23].

Yapay sinir ağlarının avantajlarından bazılarını aşağıdaki gibi sıralamak mümkündür:

- Yapay sinir ağlarını oluşturan çok sayıda hücre senkronize çalışarak karmaşık problemleri çözebilirler. Yapıları doğrusal değildir.
- Yapay sinir ağlarını oluşturan hücrelerin bir kısmı işlevlerini kaybetse dahi yapay sinir ağları mimarı yapılarından ötürü çalışmaya ve doğru sonuçları vermeye devam edebilirler [24].
- Yapay sinir ağının eğitimi için kullanılan veriler ile yapılması istenen uygulamaya ait nitelikler sisteme öğretildiğinden farklı koşullarda meydana gelen veriler girişe geldiğinde dahi doğru sonuç verebilirler [24].
- Yapay sinir ağları verileri ağın tamamında kayıt aldığından ötürü ayrı bir data base ya da klasöre ihtiyaç duymazlar. Bunun sonucunda ağda bulunan birimlerden birisi işlev kaybetse dahi verilerin tümünün kaybı söz konusu olmaz [24].
- Yapay sinir ağları hata toleransları sayesinde eksik veya hatalı bilgi ile çalışabilmektedirler [24].

3.2.3. Yapay sinir ağıları ile yapılan çalışmalarda meydana gelen bazı dezavantajlar

Bölüm 3.2.2.'de bahsedilen güçlü avantajlarının yanında yapay sinir ağlarının bazı dezavantajları da bulunmaktadır. Bu dezavantajların bir kısmı aşağıda sıralanmıştır:

- Yapay sinir ağları yapılarından ötürü paralel sistemlere ihtiyaç duyarlar. Bu donanımlara bağlı olmaları anlamına gelmektedir [24].
- Yapay sinir ağlarının en önemli dezavantajı bir çözüm ürettiklerinde sebep ve sonuç açısından ipucu vermemeleridir. Bu durum ağa olan güveni azaltan tartışmaya açık bir sorundur [24]. Yani ağın davranışlarını açıklamak mümkün olmamaktadır.
- Ağ mimari tasarımı yapmak için belirli yöntemler veya kurallar olmadığından uygun ağı tasarlayıp sonuçlara ulaşmak, tasarlayan kişinin deneyimine bağlı olmakla beraber bu durum sonuca varabilmek için fazla sayıda denemeler yapma ihtiyacı doğurmaktadır.
- Aynı şekilde öğrenme katsayısı, hücre ve katman sayısı gibi mimari ile ilişkili tüm parametreler için belirli bir seçim yöntemi bulunmamaktadır. Tüm bu durumlar sürekli olarak deneme yanılma yöntemi uygulamayı zorunlu hale getirir [24].
- Yapay sinir ağları yalnızca nümerik bilgiler ile çalışabildiğinden ötürü tüm giriş verilerinin belirlenecek yöntemler ile sayısal bilgilere dönüştürülmesi ihtiyacı ortaya çıkar. Bu sayısal dönüşümün başarısı ise ağın başarısı ile doğru orantılıdır. Tüm bu sorunlardan ötürü problemlerin yapay sinir ağlarına gösterim zorluğu bulunmaktadır [24].

3.2.4. Yapay sinir ağlarının uygulama alanları

Günümüzde yapay sinir ağları üzerine yapılmış ve yapılmakta olan birçok çalışma ile birlikte yapay sinir ağları çok geniş ve çok çeşitli uygulamalarda kullanılmaktadır, öyle ki yapay sinir ağı uygulaması ya da YSA kullanma potansiyeli olmayan alan artık neredeyse kalmamıştır.

Özellikle çok değişkenli problemlerin, değişkenleri arasında karmaşık etkileşim olan problemlerin veya çözüme ulaşılmamasına neden olan çok sayıda çözümü mevcut problemlerin çözümünde etkin bir yöntemdir [21].

Öğrenme, ilişkilendirme, sınıflandırma, genelleme, tahmin, özellik belirleme ve optimizasyon konularında çok başarılı YSA uygulamaları mevcuttur [21].

Uygulama alanları için kısa örnekler verilecek olursa, üretim alanında proses kontrolü, ürün geliştirme, ürün analizleri, planlama ve yönetim bakım analizi yapmada, görsel kalite kontrolü ve analizi, tahmini üretim kalitesi gibi alanlarda sık karşılaşılmaktadır [19, 21]. Uçuş simülasyonları ve otomatik pilot uygulamaları gibi uzay sektöründe kullanılabildikleri gibi otomotiv sektöründe otomatik yol takip, yol rehber ve yol durumuna bağlı sürüş analizlerinde, görüntü ve ses sıkıştırma veya eş zamanlı dil çevirisi uygulamaları ile haberleşme sektöründe, radar sistemleri gibi uygulamalar için savunma sanayinde kullanılmaktadırlar [21, 24].

Yine pek çok uygulama ve çalışma yapılan alanlardan birisi sağlıktır [23]. Bu konuda birçok çalışma ve araştırma yapılmış, biyomedikal sistemlerde kullanılmak üzere tasarımlar dizayn edilmiştir. Bunlara örnek verilecek olursa; göğüs kanseri teşhis ve tedavisinde, EEG, ECG, MR kalite artırımı, ilaç etkileri analizi, kan analizi sınıflandırma uygulamalarında, kalp krizi teşhis ve tedavisinde, bu çalışmada da değinilmiş olan solunum fonksiyon testleri analizlerinde yapay sinir ağları kullanılarak çeşitli çalışmalar yapılmıştır [24].

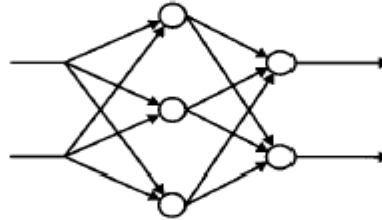
3.2.5. Yapay sinir ağlarının sınıflandırılması

Yapay sinir ağlarının mimari yapıları günümüzde elde edilmiş birçok gelişmeye rağmen halen daha belirli kalıplara sahip olmamak ile birlikte işleyişleri birbirilerine çok benzediğinden ötürü standart bir sınıflandırma yapılamamıştır [24].

Yapay sinir ağlarını içerdiği nöronların bağlantı türlerine göre ileri ve geri beslemeli olarak ikiye ayırmamız mümkündür [24].

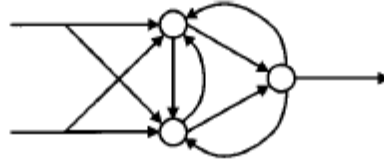
İleri beslemeli ağlarda nöronlar genellikle düzenli katmanlar halinde dizilirler. Bu ağ yapısında sinyaller giriş katmanından çıkış katmanına doğru tek yönlü olarak iletilirler [24, 25]. Bu ağ yapısı farklı sayılarda nöron grupları içeren katmanlardan oluşmakla beraber ileri doğru bilgi akışı sağlamaktadırlar.

Aynı katman içerisinde bulunan nöronlar birbiri le bağlantılı değildir ve diğer katmanlardaki nöronlar ile ağırlık değeri içeren bir bağlantı biçimi ile bağlanmıştırlar. Aynı katmanda bulunan nöronların birbirine bağlantılı olmaması sebebi ile ağ ileriye doğru iletim sağlamaktadır [18].



Şekil 3.8. İleri beslemeli ağ yapısı örneği [26]

Geri beslemeli ağlarda ise çıkış ve ara katmanlardaki çıkışlar, giriş veya daha önceki ara katmanlara geri beslenmektedir. Yani nöronlar kendi katmanlarındaki başka herhangi bir nörona veya kendinden önceki katmandaki herhangi başka bir nörona bağlanabilirler, böylece girişler ileri ve geri yönde aktarılırlar [24, 27].



Şekil 3.9. Geri beslemeli ağ yapısı örneği [26]

Yapay sinir ağları eğitimi için kullanılmakta olan çok sayıda yöntem mevcuttur. Bu uygulanan yöntemlerden temel olarak nitelendirebileceğiniz üç algoritma sırası ile danışmanlı (eğiticili – supervised) öğrenme, danışmansız (eğiticisiz – unsupervised) öğrenme ve takviyeli (destekleyici) öğrenme algoritmalarıdır [27].

Danışmanlı (eğiticili – supervised) öğrenme algoritmasında ağa verilen girişlere ait çıktılar ve hedef sonuç arasındaki fark hata olarak kabul edilmektedir. Hatanın en aza indirilmesi için ağırlık değerlerinin uygun seçilmesi gerekmektedir, ağından elde edilen çıkışlar ile olması gereken çıkışlar arasındaki farka (hata) göre otomatik olarak yeni ağırlıklar hesaplanır. Bu öğrenme türü insanlar için de en temel öğrenme yöntemlerinden birisidir [24, 27].

Danışmansız (eğiticisiz - unsupervised) öğrenme algoritmasında öğrenme işlemi doğrudan ağa girişler verilerek tamamlanmaktadır. Yani başka bir deyişle çıkışta arzu edilen hedef sonuçlar ağa verilmemektedirler. Ağ her örneği gruplandırma yapıp sonrasında kurallarını belirleyerek kendi kendine öğrenme gerçekleştirmektedir. Sınıflandırma problemleri için çözüm olabilen bu ağ yapısı eğitime ihtiyaç duymadığından ötürü “danışmansız” ismini alır [24, 27].

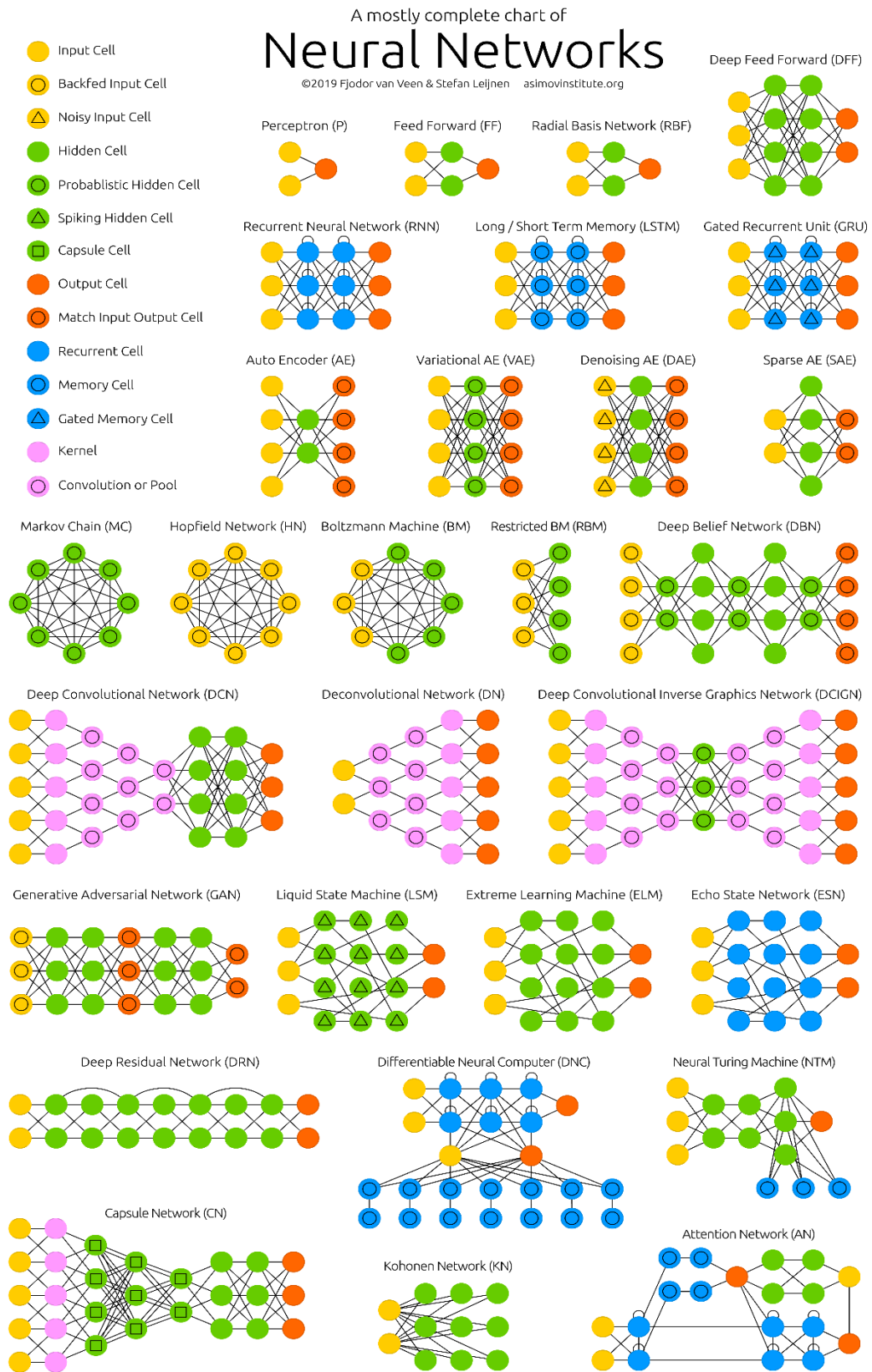
Takviyeli (destekleyici) öğrenme algoritmasında yapay sinir ağı her bir iterasyon sonucunun iyi veya kötü olduğu bilgisini vermektedir ve sonuca göre kendisini yenilemektedir [27].

Yapay sinir ađları öğrenme zamanlarına göre ise statik öğrenme ve dinamik öğrenme olarak ikiye ayrılmaktadırlar [24].

Statik öğrenme metodu ile çalışan yapay sinir ađları önce eğitilirler ve eğitim sonunda çözülmesi istenen problem için çalıştırılırlar. Ağın çalışması esnasında ađlıklar deđişmemektedir [24].

Dinamik öğrenme metodu ile çalışan yapay sinir ađları ise çalıştırıldıkları süre boyunca eğitilirler, eğitim tamamlandıktan sonra ise sonuçların doğrulanması durumuna göre ađlıklar deđişebilirler [24].

Şekil 3.10.'da mimari yapılarına göre sınıflandırılmış bazı ađların yapıları gösterilmektedir. Günümüzde tüm yapay sinir ađı mimarilerini gösterecek bir liste hazırlamak sürekli olarak gelişen ve üzerinde birçok çalışma yapılan bir alan olduđu için pek mümkün görünmemektedir.



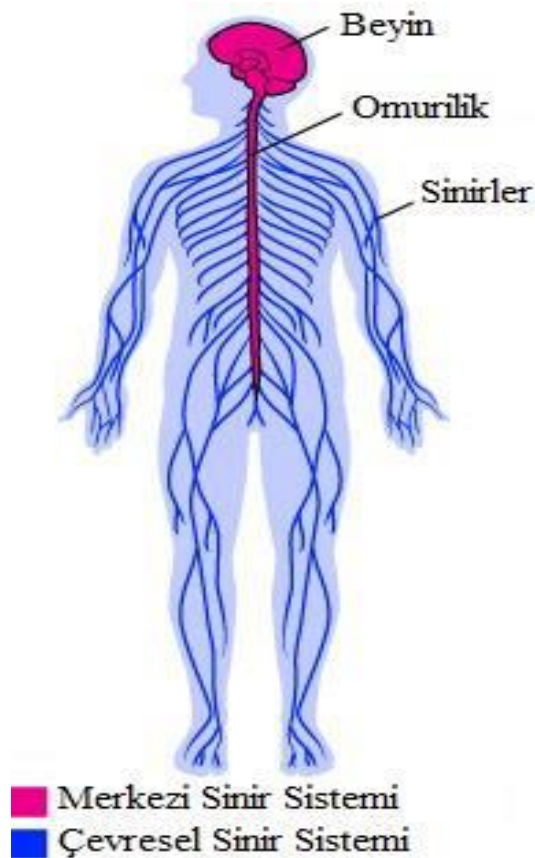
Şekil 3.10. Bazı yapay sinir ağı mimarilerinin şekil olarak gösterimi (Kaynak: <http://www.asimovinstitute.org/neural-network-zoo/> Erişim Tarihi: 24 Nisan 2019)

3.2.6. Nöronlar

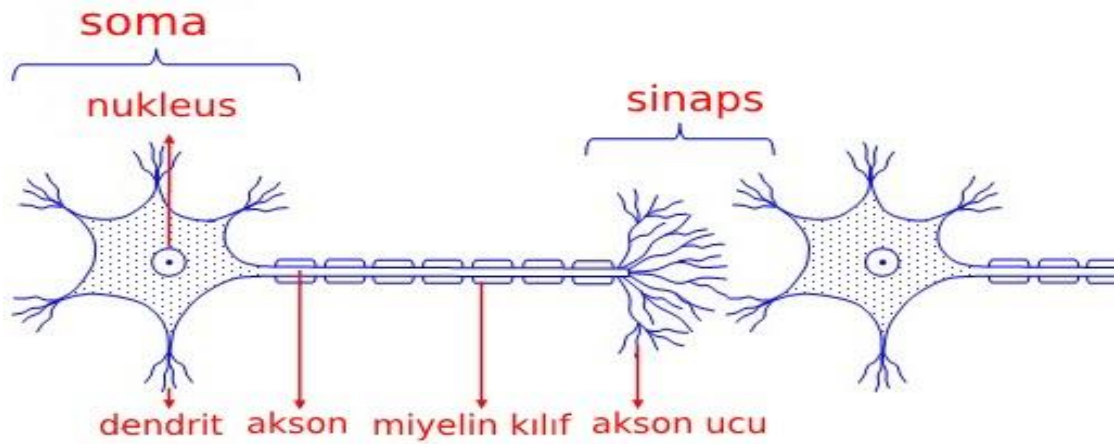
3.2.6.1. İnsan beyni ve biyolojik nöron (sinir hücresi) yapısı

Yapay sinir ağlarının (YSA) daha kolay anlaşılması için insan beyni ve sinir sistemi yapısını anlamak gerekmektedir. İnsan beyni beş duyu organımızdan aynı ya da farklı zamanlarda bilgiler toplayıp bu bilgilerden anlamlar çıkartıp bellekte saklar. Beyin, el kol hareketleri gibi bilinçli fonksiyonlar ve organ çalışması gibi bilinçsiz fonksiyonları, düşünce gibi karakteristik özelliklerin tamamını kontrol eden organdır. İnsan vücudundaki sinir sistemi merkezi ve çevresel sinir sistemleri olarak iki kısma ayrılıp incelenmektedir.

Şekil 3.11. incelendiğinde çevresel sinir sisteminin omurilikten dallanan omurilik sinirlerini ve beyinden gelen kafa sinirlerini içerdiği görülmektedir. Merkezi sinir sistemi ise doğrudan beyin ve omurilikten oluşmaktadır [18, 25].



Şekil 3.11. Biyolojik sinir sistemi [18]



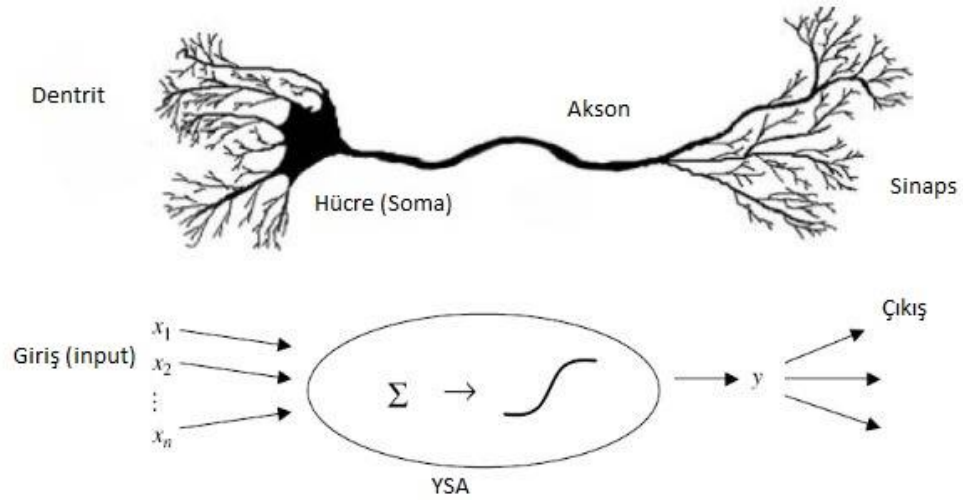
Şekil 3.12. Biyolojik nöron modeli

Şekil 3.12.'de de görüldüğü gibi bir nöron dört temel kısımdan oluşmaktadır: Dendrit, hücre gövdesi (soma), akson ve sinaps. Dendritler, sinir hücresine bilgi girişi (input) sağlarken aksonlar bilgiyi iletmek için çalışırlar. Bu bilgiler değiştirilmeden iletebileceği gibi değişime uğrayarak iletilmeleri de olasılıklar dahilindedir. Sinapslar ise bir nörondan diğerine bilgi transferinin sağlandığı noktalardır. Yapay sinir ağlarında kullanılan ağırlıklar biyolojik bir sinir hücresindeki sinapsların görevini üstlenmektedir [19].

İnsan vücudundaki en karmaşık sistem olan beyinde ortalama olarak yüz milyar adet nöron bulunmaktadır ve bunların her birisi 10^4 adet bağlantıya sahip olmakla beraber bu bağlantılar yaklaşık olarak 3,2 milyon km uzunluğundadır. Ağırlığı ortalama 1,5 kg olan ve 10 W elektrik harcayan beyin, silikon çipler vasıtası ile benzeri inşa edilecek olursa elde edilecek yapı yaklaşık olarak 10 MW yani neredeyse bir şehrin toplam elektrik gücüne denk gelecek kadar güç tüketeceği tahmin edilmektedir [18, 27]. Böyle küçük bir organın nasıl bu kadar becerikli olduğu birçok kişi tarafından merak edilip araştırılan bir olaydır.

3.2.6.2. Yapay sinir hücresinin yapısı

Yapay sinir ağlarındaki sinir hücreleri (nöronlar) biyolojik sinir sistemindeki nöronları örnek alarak tasarlanmıştır [24]. Biyolojik sinir sisteminde bulunan hücre ile aynı performansa sahip bir bilgi işleme elemanıdır [19].



Şekil 3.13. YSA sinir hücresi ile biyolojik sinir hücresi karşılaştırması

Tablo 3.4. Biyolojik sinir sistemi elemanlarına karşılık gelen yapay sinir sistemi elemanlarının karşılaştırılması

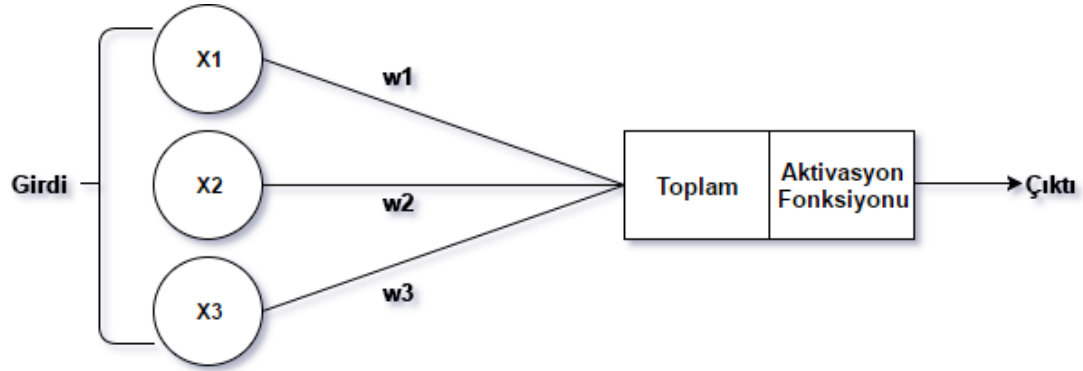
Biyolojik Sinir Sistemi	Yapay Sinir Sistemi
Nöron	İşlemci eleman
Dentrit	Toplama fonksiyonu
Hücre gövdesi	Transfer fonksiyonu
Aksonlar	Yapay nöron çıkışı
Sinapslar	Ağırlıklar

Nöron: Yapay sinir hücresi en temel hesaplama yapan elemandır ve giriş değerlerini alarak bir çıktı değeri üretir.

Giriş (Input): Şekil 3.13.'te gösterimi yapılmış olan "giriş" (input) nöronlara doğrudan dış dünyadan veya başka bir sinir hücresinden gelen bilgilerdir. Bir başka deyişle doğrudan dış ortamdan giriş gelebileceği gibi başka bir nöron çıkışından da bilgi gelmesi söz konusu olabilmektedir.

Ağırlıklar: Biyolojik sinir hücrelerinde sinapsların yaptığı görevi üstlenen elemanlardır. Şekil 3.14.'de gösterimi yapılan sinir hücresi için; X_1 , X_2 ve X_3 değerleri girdi (input) yani ağırlık öğrenmesi istenilen veriler; w_1 , w_2 ve w_3 nörona ait ağırlıklardır.

Ağırlıklar yapay bir hücreye gelen bilginin önemi ve etkisi ile doğrudan ilgilidir, Şekil 3.14. bu ilişkiyi göstermektedir. Ağırlık değerleri negatif, pozitif veya sıfır olabilir. Giriş değer ağırlığı sıfır olursa çıkışa bir etkisi söz konusu olmaz. Ağırlıkların negatif veya pozitif değerlere sahip olması ve sayısal değerleri ise çıkışa doğrudan etki ederler [18, 24].



Şekil 3.14. Sinir hücresi hesaplama gösterimi [18]

Toplama (birleştirme) fonksiyonunu yalın biçimde özetlemek gerekirse girişler belirli ağırlık değerleri ile çarpılıp eğer var ise nörona ait bias eklenerek toplama fonksiyonu elde edilir. Bu hesap yöntemi girdilerin değerinin sonuç için önemli olduğu gibi girdilerin sayısının da çıkışa etki eden önemli bir unsur olduğunu ortaya koymaktadır [24].

Herhangi bir katmandaki toplam nöron sayısını “n” ile ifade edilirse toplam fonksiyonu matematiksel olarak Denklem 3.1.’deki gibi gösterilir. Denklem 3.2.’de toplam nöron sayısı 3 olan model için hesap gösterimi yapılmıştır.

Uygulamada toplama fonksiyonu deneme yanılma yöntemi ile en doğru sonucu verecek şekilde seçilir bu sebeple ağı kuran kişinin seçimleri de yapay sinir ağının başarısı ile doğrudan ilişkilidir [24].

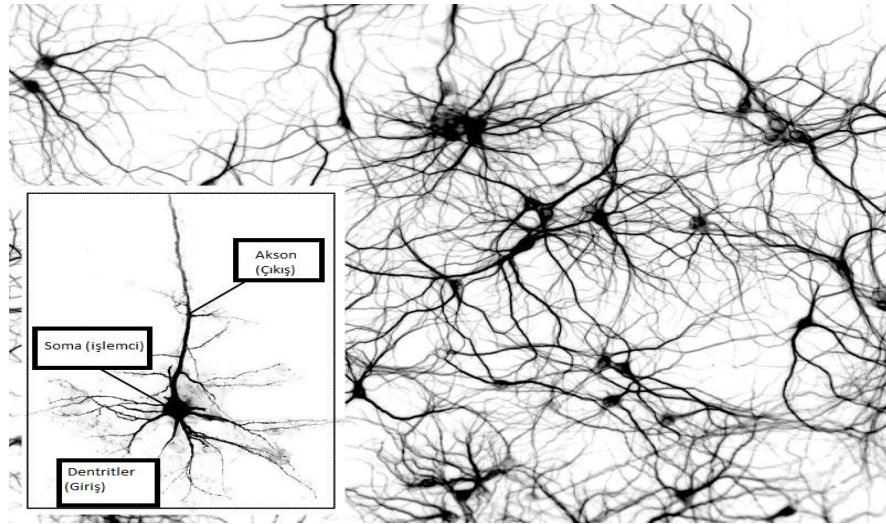
$$T(x) = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b \quad (3.1)$$

$$T(x) = w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_3 + b \quad (3.2)$$

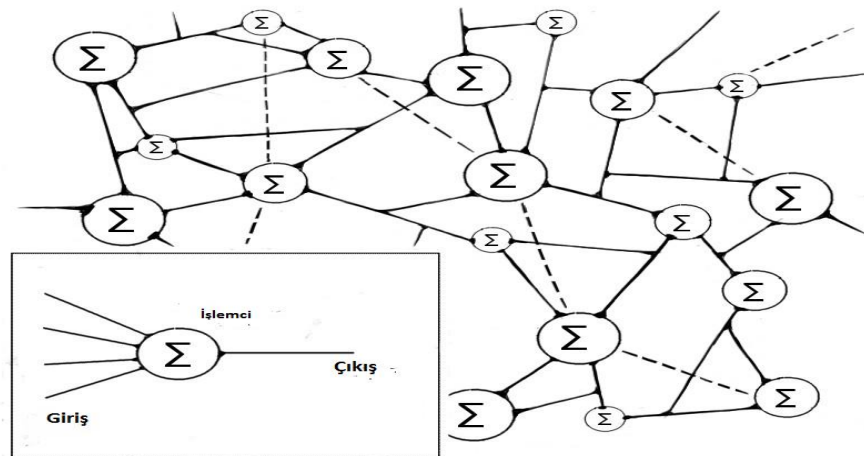
Elde edilen toplam fonksiyonu aktivasyon fonksiyonuna iletilir ve aktivasyon fonksiyonu hücreye giren net girdiği işleyerek hücrenin bu girdiye karşılık olarak üreteceği çıktıyı belirler ve nöron bu çıktıya göre aktifleşir. Ağırlık ve bias değerleri yapay sinir ağları için öğrenilebilen değerlerdir [18, 20, 25].

3.2.7. Yapay sinir ağlarının yapısı

Şekil 3.16.'da verilen YSA modeli gerçek bir YSA yapısını göstermemekle birlikte sistemin ne kadar kompleks olabileceğine dair fikir vermesi ve Şekil 3.15.'de gösterilen biyolojik sinir ağı ile karşılaştırma yapılabilmesi için kullanılmıştır [25].

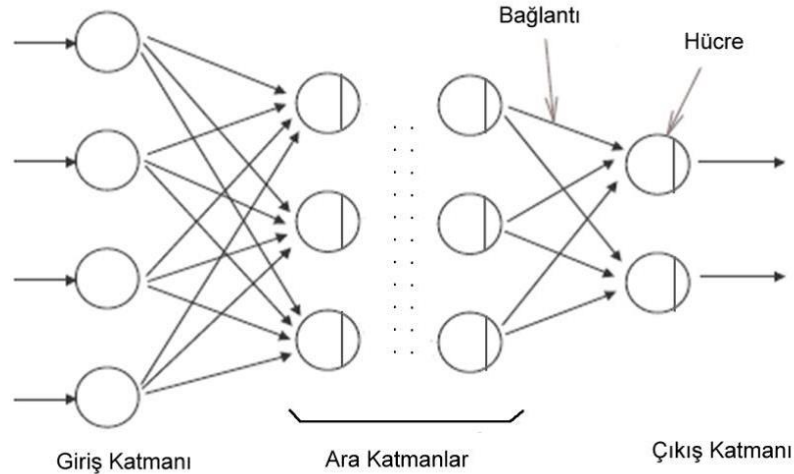


Şekil 3.15. Çok sayıda enterkonnekte nöronlardan oluşan biyolojik sinir ağının teorik gösterimi [25]



Şekil 3.16. Çok sayıda enterkonnekte nöronlardan oluşan yapay sinir ağı [25]

Yapay sinir ağı Şekil 3.17.'de görüldüğü üzere tıpkı biyolojik sinir ağlarında olduğu gibi nöronların birbiri ile bağlantı kurması sonucunda oluşur. Bu bağlantı zinciri ile temel olarak üç kısımdan meydana gelirler: Bunlar sırası ile Giriş Katmanı, Ara (gizli) Katman(lar) ve Çıkış Katmanıdır [24].



Şekil 3.17. Yapay sinir ağı katman gösterimli yapısı

Giriş katmanı dışarıdan gelen değerlerin ağı giriş yaptığı kısımdır ve giriş adeti kadar hücreye sahip olan yapıdadır [18, 24].

Ara (gizli) katmanlar veriyi giriş katmanından alırlar. Bu katmanlar bazı tip ağlarda mevcut olmamak ile birlikte, bazı tip ağlarda çok fazla sayıda bulunabilmektedirler. Bu katmandaki hücre adeti giriş ya da çıkış katmanlarına bağlı değildir. Eğer çok katmanlı bir ağ yapısı söz konusu ise bu ara katmanlardaki nöron sayısı da birbirilerine göre farklılık gösterebilirler. Ara katmanlar giriş ve çıkış katmanı arasında bulunurlar. Tasarımı yapılan ağ derinleştirilmek istendiğinde ara katman sayısı artırılmaktadır. Bu katmanlar ile ileri yönlü hesaplama yaparken geri yönlü hata dağılımı da yapılabilmektedir [18, 23, 24].

Çıkış katmanı ise ara katmanlardan iletilen verileri işeyerek ağın çıkışlarını oluşturmaktadır. Oluşturulan çıktılar doğrudan dış ortama iletilebileceği gibi geri

yayımlı ağ yapıları için ağın yeni ağırlık değerlerini oluşturmak amacı ile de kullanılabilirler [18, 24].

3.2.8. Yapay sinir ağlarının eğitilmesi

İnsan beyni yaşam süresince öğrenmeye, gelişmeye devam ederken öğrenmiş olduklarını yeni öğrenimler elde etmek veya farklı durumlara adapte olup davranış belirlemek için kullanır. Yapay sinir ağları ise benzer biçimde giriş verilerini aktivasyon fonksiyonunda işleyerek çıkışlar oluştururlar. Oluşturulan çıkışlar hedeflenen çıkışlar (insandaki tecrübeye benzemesinden ötürü tecrübe olarak da adlandırılabilir) ile karşılaştırılıp eğer varsa hata oranları belirlenir [24].

Özetle öğrenme algoritmalarının amacı doğru ya da yakınsak çıkış değerlerinin elde edilmesi ve hataların minimize edilmesidir.

Yapay sinir ağı öğrenme işlemi yaparken ağırlıklarını her bir çevrimde yenileyerek en doğru sonuca ulaşma çalışır. Değiştirilen ağırlıklar yapay sinir ağı tarafından kayıt edilir ve bu işlem süreci “eğitim süresi” olarak adlandırılır [24].

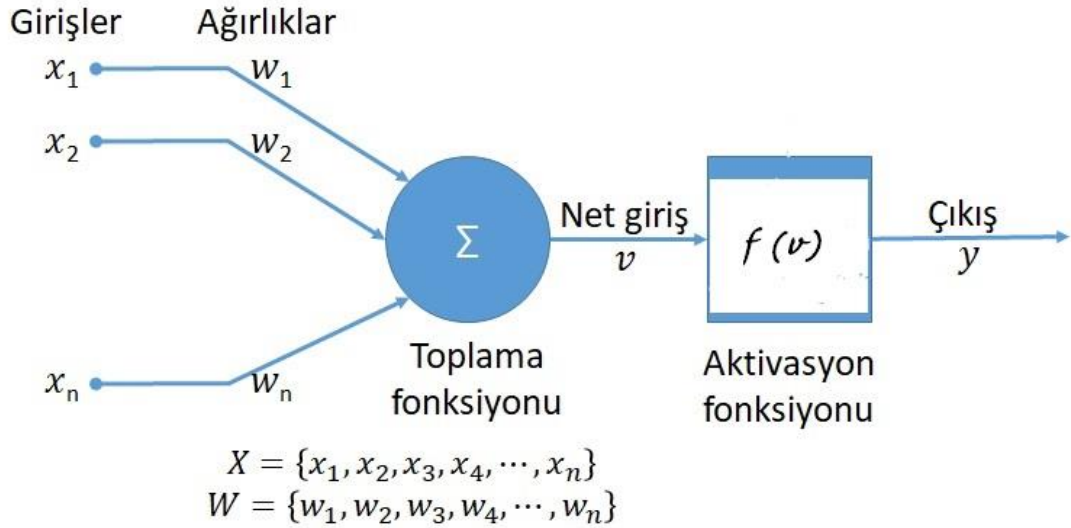
Eğitim işlemi, istenilen çıkış değerleri ile ağın çıkış değerleri arasındaki farkın minimize edilmesini amaçlamaktadır [26].

Eğitim amacı ile ağa giriş yapılan veri miktarı fazla ise ağın öğrenme düzeyi de fazla olmaktadır, bu sebeple literatür taramada da karşılaşılmış olan birçok çalışmada örnek toplama sonucu elde edilen verilerin %80’inin ağının eğitiminde %20’sinin de ağın test edilmesi amacıyla kullanıldığı görülmüştür.

3.2.9. Çok katmanlı yapay sinir ağları

Şekil 3.18.’de “ n ” girişli temel bir sinir ağı yapısı gösterilmiştir. Her girişe ait uygun bir “ w ” ağırlığı oluşturulur, toplama fonksiyonuna giren veriler ile eşik değer bulunur ve toplama fonksiyonun çıkışı aktivasyon fonksiyonun giriş değeri olarak alındıktan

sonra aktivasyon (transfer) fonksiyonu ile hesaplamaları yapılarak çıkış “y” nin elde edilmiş olur [14, 15, 22].



Şekil 3.18. Çok katmanlı sinir ağı yapısı

3.2.10. Aktivasyon (transfer) fonksiyonu

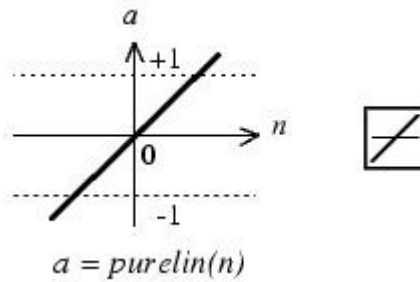
Transfer fonksiyonu ağı mimarisini oluşturan kişi tarafından seçilip, giriş verilerini önceden belirlenmiş sınırlar arasında çıkış olarak düzenlemek amacı ile kullanılırlar. Nöronlar aktivasyon fonksiyonuna bağlı olarak aktifleşirler. Belirli bir eşik değeri altında kalan nöronlar aktifleşmez bu sebeple de kullanılmaz [13, 14, 16].

Değişik çalışmalarda kullanılan pek çok aktivasyon fonksiyonu bulunmakla beraber bunlar arasında en sık kullanılanlar sırası ile lineer, sigmoid, basamak ve rampa fonksiyonlarıdır [17, 21].

Aktivasyon fonksiyonu kullanılmazsa çıkış olarak basit bir lineer fonksiyon oluşur. Bu da çıkışın tek dereceli bir polinomdan ibaret olması anlamına gelmektedir yani eğer aktivasyon fonksiyonunun kullanılmadığı bir yapı düşünecek olursak, oluşturulacak yapay sinir ağının öğrenme gücü sınırlı olacaktır. Sonuç olarak oluşturulacak sinir ağının doğrusal olmayan problemleri de çözmesi beklentisi varsa aktivasyon (transfer) fonksiyonu kullanımı zaruri olacaktır.

Mevcut çalışmada oluşturulan ağda kullanılmış olan logsig (giriş katman) ve pürelin (çıkış katman) aktivasyon fonksiyonlarının tanımlamaları aşağıdaki gibidir:

3.2.10.1. Lineer aktivasyon fonksiyonları



Şekil 3.19. Lineer aktivasyon fonksiyonu grafiği

Şekil 3.19.'da fonksiyona ait giriş çıkış karakteristiği gösterilmiş olan lineer aktivasyon fonksiyonlarında nöronların girişlerinin değişimine göre çıkışları lineer olarak değişmektedir. Çıkış değişim aralığı $[-1 \ 1]$ aralığı olmakla beraber Denklem 3.3'te gösterilen biçimde ifade edilir:

$$a = \text{Purelin}(n) = n \quad (3.3)$$

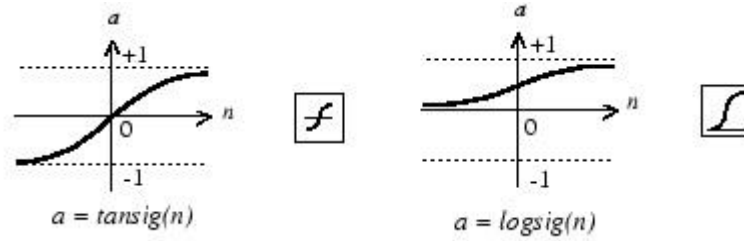
Basit olarak ifade edilecek olursa toplama fonksiyonundan çıkan sonuç belirli bir katsayı ile çarpılarak hücre çıktısı olarak hesaplanmaktadır. Bunun matematiksel gösterimini Denklem 3.4'te görüldüğü gibi yazmak mümkündür.

$$F_{\text{NET}} = A \times \text{NET} \quad (A \text{ sabit katsayı}) \quad (3.4)$$

3.2.10.2. Sigmoid aktivasyon fonksiyonları

Çok katmanlı yapay sinir ağlarında diferansiyellenebilir olmak şartı ile lineer olmayan aktivasyon fonksiyonları kullanılabilir. Şekil 3.20.'de doğrusal olmayan tanjant sigmoid(tansig) ve logistic sigmoid (logsig) fonksiyonlarının grafikleri görülmektedir. Eğimin işaret değiştirdiği tek bir noktaya, iki adet yatay asimptota

sahip ve monoton artan bu fonksiyonlara aldıkları “S” şeklinden dolayı simgenin olan “sigmoid” adı verilir [18, 19, 20, 23].



Şekil 3.20. Sigmoid aktivasyon fonksiyonu grafiği

Logistic sigmoid için matematiksel gösterim Denklem 3.5’te gösterilmiştir.

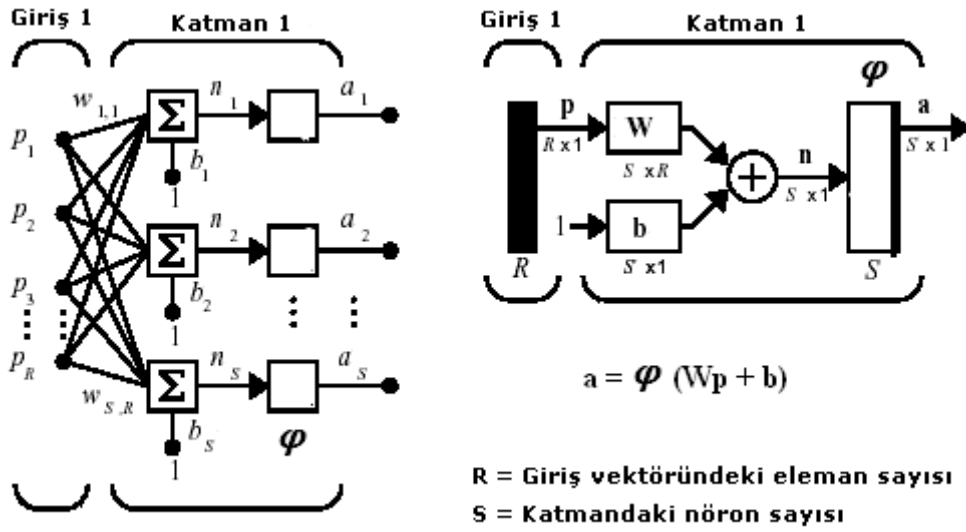
$$a = \frac{1}{1+e^{-n}} \quad (3.5)$$

Fonksiyonun dinamik değişim aralığı [0 1] aralığıdır ve fonksiyon bu aralıkta lineer olmayan bir değişim sergiler [19].

Logistic sigmoid transfer fonksiyonu bu çalışmada da kullanılmış olan ileri beslemeli ve geri yayımlı mimariye sahip ağ yapılarında kullanılabilir.

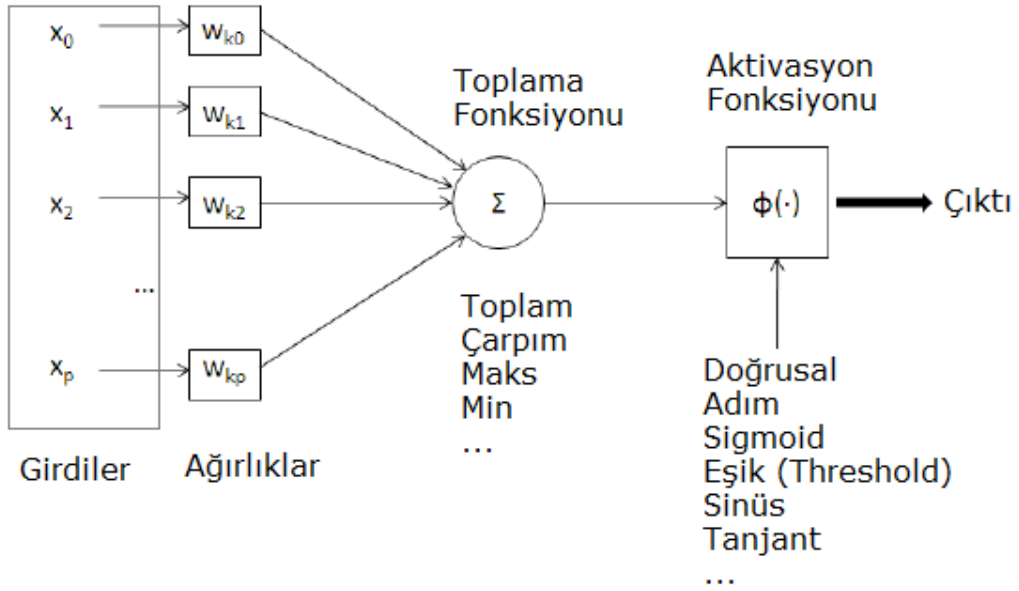
3.2.11. İleri beslemeli (feed forward) yapay sinir ağlarında geriye yayılım algoritması

İleri beslemeli ağlarda genellikle bir veya daha fazla gizli katman bulunabilmektedir. Birden çok katmanlı yapılar için doğrusal olmayan transfer fonksiyonları ile giriş ve çıkış arasındaki doğrusal olmayan ilişkileri öğrenmek amacı ile doğrusal çıkış katman fonksiyonları kullanılabilir [18, 19, 20, 23].



Şekil 3.21. İleri beslemeli tek katmanlı ağ

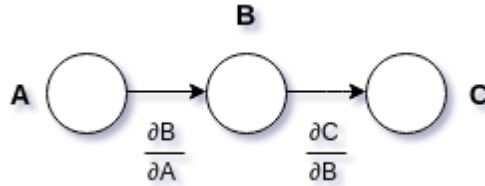
Eğer ağın çıkışları 0 – 1 aralığında sınırlandırılmak istenirse bu defa yapay sinir ağlarına örnek verilmiş olan Şekil 3.22.'de basit matematik model olarak gösterilmiş olduğu üzere katmanı sigmoid (tansig, logsig, vb....) olarak seçilebilir [24].



Şekil 3.22. YSA basit matematik modeli

Geri yayılım için gizli katmanlarda önceki katmanın ağırlıklarını güncellemek amacı ile sonraki katmanın hatası kullanılmaktadır. Buna göre hata çıkış katmanından

başlayarak geriye doğru yayıldığından bu algoritmalara geri yayılım (back propagation) ismi verilmektedir. Çok sayıda gizli katmandan oluşan ağ yapısında her katman hatayı etkilemektedir ve her katmana ait farklı hata mevcuttur. Son katmanın hatası basitçe maliyet (cost) fonksiyonu ile elde edilen değerdir. Gizli katmanların hatası ise farklı bir biçimde tanımlanmaktadır [18].



Şekil 3.23. Basit zincir kuralı için örnek

Şekil 3.23.'te verilen örnekte sırası ile ileriye doğru düşündüğümüzde A, B ve C katmanları bulunan küçük bir sinir ağı bulunmaktadır. C yani çıkış katmanından elde edilen hatayı geriye yayılımla ifade edebilen basit zincir kuralı aşağıdaki gibi olacaktır [18].

$$\Delta C = \frac{\partial C}{\partial B} \Delta B \quad (3.6)$$

$$\Delta B = \frac{\partial B}{\partial A} \Delta A \quad (3.7)$$

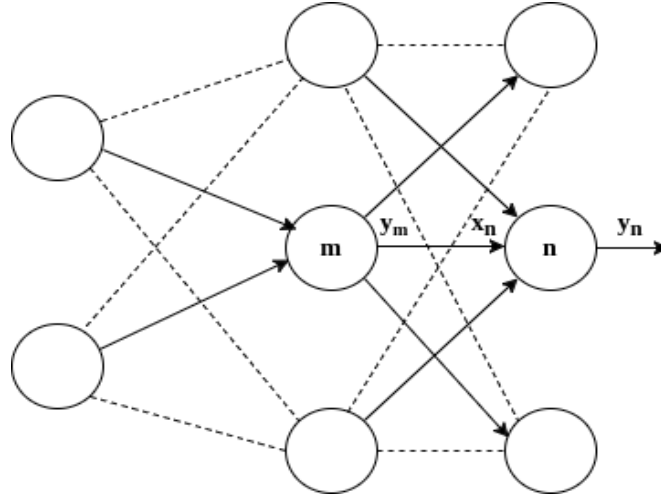
$$\Delta C = \frac{\partial C}{\partial B} \frac{\partial B}{\partial A} \Delta A \quad (3.8)$$

$$\frac{\partial C}{\partial A} = \frac{\partial C}{\partial B} \frac{\partial B}{\partial A} \quad (3.9)$$

$$\frac{\partial C}{\partial A} = \frac{\partial C}{\partial B} \frac{\partial B}{\partial A} \quad (3.10)$$

Şekil 3.24.'te bir gizli katmana ve 3 adet sinir hücresi ile dizayn edilmiş bir sinir ağı temsili gösterimi bulunmaktadır. Üzerinde konuşurken örnekleme yapmak için gizli

katmandan “m” olarak adlandırılan sinir hücresi (nöron) çıkış katmanından ise “n” olarak adlandırılan nöron seçilmiştir. Bu nöronlar arasındaki hata hesabı süresince işleme alınacak ağırlık değerlerine ait düz çizgi ile, işleme alınmayacak ağırlık yolları ise kesikli çizgi ile belirtilmiştir [18].



Şekil 3.24. YSA üzerinde geri yayılımın gösterimi [18]

Çıkış katmanında bulunan sinir hücresi olan “n” ye ara (gizli) katmanda bulunan nöronların çıkışlarına bağlı olan ağırlıklı toplamlar giriş olarak uygulanmaktadır. Bu girişi x_n olarak ifade edilirse, x_n hesabı Denklem 3.11’deki gibi olacaktır.

$$x_n = b_n \sum_m y_m w_m \quad (3.11)$$

Hatanın geri yayılımının hesabı ise Denklem 3.12 ve Denklem 3.13 ile yapılacaktır.

$$\frac{\partial x_n}{\partial w_{mn}} = y_m \quad (3.12)$$

$$\frac{\partial x_n}{\partial y_m} = w_{mn} \quad (3.13)$$

Tıpkı bu çalışmada olduğu gibi aktivasyon fonksiyonu olarak sigmoid kullanıldığı düşünülürse, yukarıda y_n olarak adlandırılmış olan çıkış hücresi “n” nin çıkışı Denklem 3.14’teki ifade ile hesaplanabilir.

$$y_n = \frac{1}{1+e^{-x_n}} \quad (3.14)$$

Aktivasyon fonksiyonunun x_n 'e göre kısmi türevi alınacak olursa;

$$\frac{\partial y_n}{\partial x_n} = y_n(1 - y_n) \quad (3.15)$$

Geri yayılım için hata hesabı, zincir kuralına göre hesaplanacak olursa, Denklem 3.16, Denklem 3.17 ve Denklem 3.18'deki gibi olacaktır.

$$\frac{\partial C}{\partial x_n} = \frac{\partial y_n}{\partial x_n} \frac{\partial C}{\partial y_n} = y_n(1 - y_n) \frac{\partial C}{\partial y_n} \quad (3.16)$$

$$\frac{\partial C}{\partial y_m} = \sum_n \frac{\partial x_n}{\partial y_m} \frac{\partial C}{\partial x_n} = \sum_n w_{mn} \frac{\partial C}{\partial y_n} \quad (3.17)$$

$$\frac{\partial C}{\partial w_{mn}} = \frac{\partial x_n}{\partial w_{mn}} \frac{\partial C}{\partial x_n} \quad (3.18)$$

Denklem 3.15'te elde edilmiş ağırlıklara göre, aktivasyon fonksiyonun türevi alınarak hesaplanmış olan hata eşitliği, geri yayılım hesabında elde edilmiş olan Denklem 3.18'de yerine konulursa, hata fonksiyonu Denklem 3.19'deki gibi olacaktır.

$$\frac{\partial C}{\partial w_{mn}} = y_m \frac{\partial C}{\partial x_n} = y_m y_n (1 - y_n) \frac{\partial C}{\partial y_n} \quad (3.19)$$

Bu algoritmada hata fonksiyonu ortalama hatanın karesinden hesaplandığı için, ortalama hataya “ o_n ” denilecek olursa, çıkışı y_n olan “ n ” nöronu için hata hesabı Denklem 3.20'deki gibi olacaktır.

$$C = \frac{1}{2} \sum_n (o_n - y_n)^2 \quad (3.20)$$

Denklem 3.20'de geri yayımlı eğitim algoritmalarının, minimize etmeye çalıştığı hata fonksiyonu hesaplanmıştır.

3.2.11.1. Gradient descent (eğim azalımı) algoritması

Gradient Descent (eğim azalımı) yöntemi hem yapay sinir ağları hem de son zamanlarda üzerinde birçok çalışmalar yapılmakta olan “derin öğrenme” metotlarında sıklıkla kullanılan bir yöntemdir [18]. Denklem 3.20’de hesaplanan hatayı minimize etmek için birinci türev kullanılmaktadır.

Eğitim ve bias değerleri sürekli olarak güncellenen bu yöntemde, LR (Learning Rate) yani öğrenme oranı her epoktan sonra ağırlıkların nasıl güncelleneceği bilgisini vermektedir. Öğrenme oranının seçimi, daha çok programı yazan kişinin deneyimlerine ve seçimlerine bağlı olmak ile birlikte, bu öğrenme kuralına delta rule denmektedir [18]. Birinci türev ifadeleri Denklem 3.20’de yerine konulacak olursa Denklem 3.21 ve Denklem 3.22’deki ifadeler elde edilecektir.

$$\frac{\partial C}{\partial y_n} = -(o_n - y_n) \quad (3.21)$$

$$\frac{\partial C}{\partial w_{mn}} = y_m y_n (1 - y_n) \frac{\partial C}{\partial y_n} = -y_m y_n (1 - y_n) (o_n - y_n) \quad (3.22)$$

Denklem 3.22’de gösterilen eşitlik, eğim azalımı algoritması ile “ w_{mn} ” ağırlıklarının güncellenmesi amacıyla kullanılacak olursa, Denklem 3.23 ve Denklem 3.24 ile ifade edilen yeni ağırlıklar hesaplanmış olacaktır.

$$w_{mn} = w_{mn} - \eta \frac{\partial C}{\partial w_{mn}} \quad (3.23)$$

$$w_{mn} = w_{mn} + \eta y_m y_n (1 - y_n) (o_n - y_n) \quad (3.24)$$

3.2.11.2. Levenberg-Marquardt algoritması

Levenberg-Marquardt algoritmasının kullanım amacı, hesaplanan hata değerine göre nöronların ağırlıklarını güncelleyerek en küçük hata değerini elde edebilmektir. Bu amaçla geri yayılım ile en küçük kareler metodu kullanılmaktadır [9].

Gauss-Newton yöntemlerinde olduğu gibi, Levenberg-Marquardt algoritması, Hessian matrisini hesaplamak zorunda kalmadan ikinci dereceden eğitim hızına yaklaşmak için tasarlanmıştır. Performans fonksiyonu, bir toplam kareler şeklinde olduğunda (tipik ileri besleme ağlarının eğitiminde olduğu gibi), Hessian matrisi Denklem 3.21'deki gibi hesaplanacaktır.

$$H(t) \cong J^t(t)J(t) + \mu I \quad (3.21)$$

İfadede μ Marquardt parametresi, I birim matris, J Jacobien matris ve t ise iterasyon sayısını göstermektedir. Jacobien matris, ağda oluşan hata ağırlıklarına göre bunların birinci türevlerinden oluşmakta ve Denklem 3.22'deki gibi ifade edilmektedir.

$$J(t) = \frac{\partial e(t)}{\partial w(t-1)} \quad (3.22)$$

Bu ifadede $e(t)$ ağ hata vektörü ve $w(t)$ ise ağırlık matrisidir. Denklem 3.23'de ise ağırlık gradient'i gösterilmiştir.

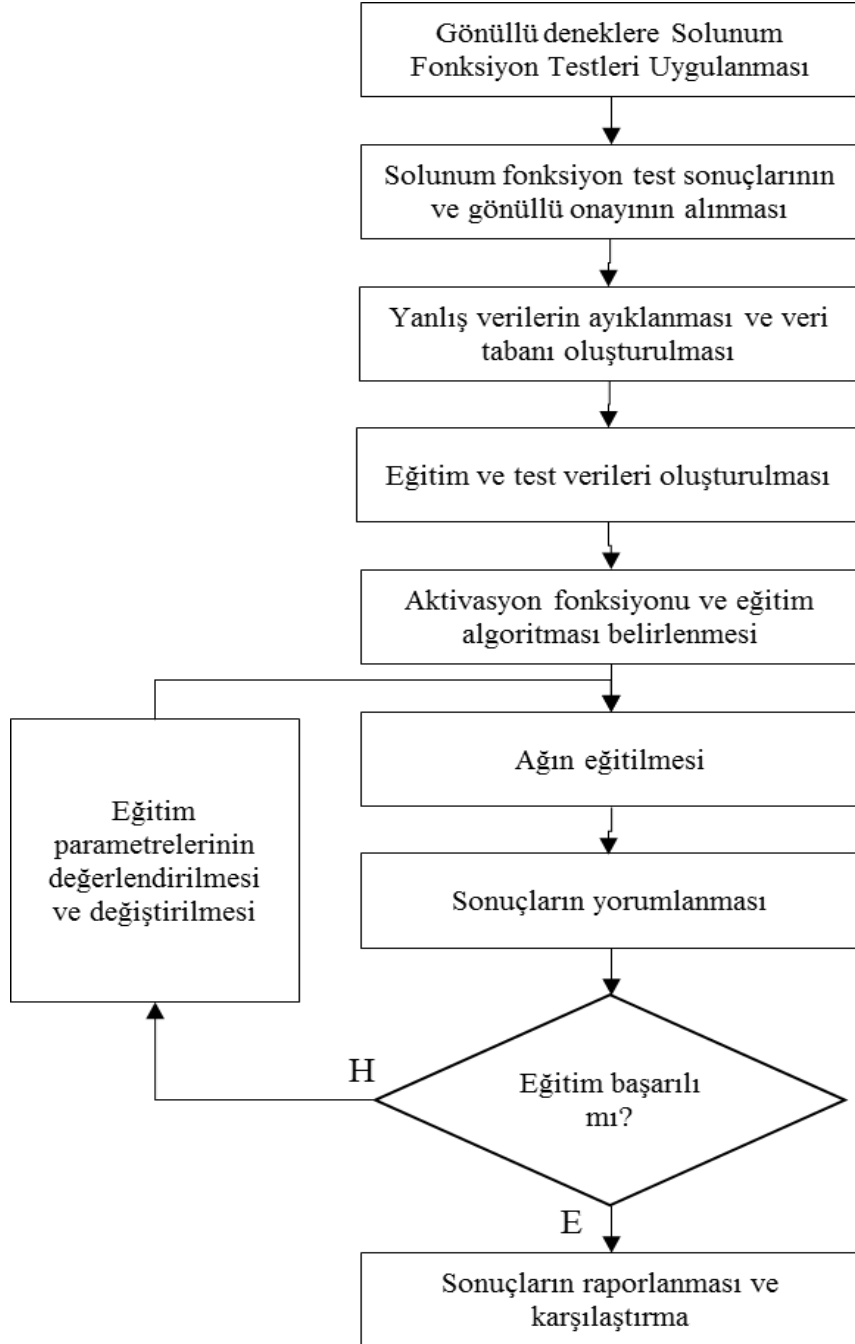
$$g(t) = J^t(t)e(t) \quad (3.23)$$

Bunlarla beraber algoritma ağırlıkları Denklem 3.24'deki ifade ile elde edilir.

$$w(t + 1) = w(t) - [H(t)]^{-1}g(t) \quad (3.24)$$

Marquardt parametresi (μ) büyük olduğunda, küçük bir adım ile gradyan değeri azaltılmaktadır. Newton metodu minimum hataya daha hızlı ve daha fazla doğruluk ile ulaşabilmeyi amaçlamaktadır. Bu nedenle amaç Newton'un metoduna mümkün olan en hızlı şekilde geçiş yapmaktır. Böylece, her başarılı adımdan sonra, yani performans fonksiyonunda gerçekleşecek azalmadan sonra, μ azalır ve yalnızca geçici bir adım performans fonksiyonunu arttırdığında artar. Bu şekilde, performans işlevi algoritmanın her yinelemesinde daima azaltılır [18].

BÖLÜM 4. ARAŞTIRMA ve BULGULAR



Şekil 4.1 Çalışmaya ait akış diyagramı

Bu çalışmada YSA kullanılarak SFT sonuçları ile sigara kullanımı, obezite ve cinsiyet arasında ilişki kurulması amaçlanmıştır. Bu amaçla yazılan MATLAB programı Şekil 4.1’de görülen akış şemasında da görüldüğü üzere katılımcı verileri ile elde edilen verileri kullanılarak ileri beslemeli geri yayılım algoritmali bir ağı eğitilmesi amaçlanmaktadır. Program sonuçlarını yorumlanarak en iyi sonuç alan eğitim algoritmasının araştırılıp bulunması da hedefler arasındadır.

4.1. Spirometri Testi Uygulaması ve Veri Toplanması

4.1.1. Solunum testi veri toplama aşaması

Bu çalışmada kullanılmış olan verilerin toplanması amacı ile özel bir iş yerinde bulunan sağlık birimine gerekli başvuru yapılmış olup gönüllü deneklerin rızası ile donanımlı sağlık personeli eşliğinde solunum test verileri Sensormedics 922/1022 marka ve model numaralı spirometre ile OMI Version 5.05 programı vasıtası ile toplanmıştır.

4.1.2. Solunum testi uygulaması

4.1.2.1. Hazırlık ve talimatlar

1. Maksimum solunum performansını engelleyebilecek kravat, kemer veya dar giysiler gibi kıyafetlerin değiştirilmesi sağlanmıştır.
2. RS232 ara yüzü yardımı ve kendi programı (OMI Versiyon 5.05) vasıtası ile bilgisayara bağlanmış olan dijital test cihazının kullanıcı ekranından ilgili şirket çalışanının varsa önceki dosyaları ve test sonuçları çağrılmış yoksa yeni çalışan kartı sisteme eklenmiştir.
3. Deneklere ait yaş, boy ve kilo bilgileri spirometreye kaydedilmiştir.

4. Her bir çalışana tek kullanımlık karton ağızlık verilerek gerekli hijyen sağlanmıştır.
5. Deneklerin burunları yumuşak bir mandal yardımı ile kapatılmış solunumun doğrudan ağızdan yapılması amaçlanmıştır. Testler süresince şirketin gizlilik politikaları gereğince resim ve açık isim paylaşımı yapılamayacağından bu çalışmada sembolik resimler (Şekil 4.1. ve Şekil 4.2.) ile gösterim yapılmıştır.



Şekil 4.2. Tek kullanımlık ağızlıklar



Şekil 4.3. Kullanılan yumuşak mandal

6. Testin nasıl yapılacağı hakkında gönüllülere gerekli bilgiler verilmiştir.
7. Teste geçmeden önce bir kez deneme yapılarak hem katılımcıların eğitilmesi sağlanmış hem de doğruluk kontrolü yapılmıştır.

4.1.2.2. Testin uygulaması

1. FVC testi başlat talimatından sonra gönüllülerin derin bir nefes alarak mümkün olduğunca uzun bir süre soluk vermeleri sağlanmıştır, (Üfleme).
2. Cihazın tipi dolayısı ile testler ayakta uygulanmıştır, (Dry Roller Seal Spirometer). Şekil 4.4. ve Şekil 4.5.'te kullanılan cihaza, Şekil 4.6.'da ise testin yapılışına ait sembolik resimler kullanılmıştır.



Şekil 4.4. Kullanılan spirometre



Şekil 4.5. Kullanılan test düzeneği



Şekil 4.6. Örnek bir test uygulaması

3. Her bir çalışan için en iyi ve sonraki en iyi FEV1- FVC değerleri arasındaki fark her bir ölçüm için sırasıyla en fazla 50 ml ve 150 ml olacak şekilde sırası ile başarılı üç adet sonuç alınmıştır.
4. Testin doğru bir şekilde bitirildiği yetkin sağlık personeli tarafından kontrol edilerek sonraki gönüllü çalışan için testler tekrarlanmıştır.

4.1.2.3. Test sonucu doğruluk ve kabul kriterleri

1. Spirogramda artefakt bulunmamalıdır. Öksürmemeli, erken bitirilmemeli, efor değişkenliği olmamalı, ağızlıktan kaçak olmamalı veya kapatılmamalıdır.
2. Test başlangıcı iyi olmalı: uygun nefes alıp verme yapılmalıdır.

3. Yeterli ekspirasyon yapılmalı: Ekspirasyon süresi 6 s olmalı, V-T (Hacim-Zaman) eğrisinde plato çizilmelidir.
4. Ekspirasyon sonunda 1. saniyede V (hacim) değişikliği olmamalı (yaşlı veya obstrüksiyonu olanlarda 15 s'ye uzatılabilir)
5. Uygun şekilde duruş alınmalıdır (Örneğin, hasta öne doğru eğilmemelidir).
6. Ekspirasyon başında tereddüt etme veya duraksama olmamalıdır. Çünkü ilk bir saniyedeki soluk verme önemli bir ölçüm konusudur.

4.1.3. Toplanan verilerin işlenmesi

İşyeri koşulları ile ilgili belirli hastalıkların takibi ve tanısı için çalışanlarının solunum fonksiyon verilerini toplayan işyerinden alınan parametrelerden anlamlı olanları toplanarak 199 adet SFT test verisi elde edilmiştir.

Çalışma ortamından ötürü, solunum sağlığı açısından riskli gruba giren ve bu sebeple çalışanlara ait SFT verilerini toplayan kuruluştaki çalışan gönüllülere ait ölçüm parametrelerinden bir veri tabanı oluşturulmuştur. Elde edilen bu veri tabanında katılımcıların yaş, boy ve kilo bilgileri, FVC ve FEV1 ölçüm sonuçları, ölçüm raporu sonucu cihazın hesapladığı Pred.FVC ve Pred. FEV1, Tiffeneau oranı FEV1/FVC ve ek bilgi olarak katılımcıların sigara kullanım durumları yer almaktadır.

Testlerden elde edilmiş verilerden, yapay sinir ağına kullanılmayacak, sayısal ya da mantıksal değerleri olmayanlar tamamen silinerek sağlıklı 177 adet veri elde edilmiştir. Bu verilerin 150 tanesi öğrenme, 27 tanesi de test verisi olarak seçilmiştir. Düzenlenmiş test verileri editör komutları kullanılarak MATLAB'a aktarılmıştır.

MATLAB editör ekranından yapay sinir ağı komutlarını kullanımının yanısıra, MATLAB "nntool" özelliği de kullanılabilir. Nntool, MATLAB da yapay sinir ağları oluşturmak, verilerin ağı girişini sağlamak, istenen fonksiyonları tanımlamak,

ağın eğitimini başlatarak sonuçlarını elde etmek ve eğitilen ağa ilişkin istenen grafikleri görüntüleyebilmek için kullanılan kullanıcı arayüzüdür. Fakat çok sayıda katmandan oluşan yapılar ve yüksek sayıda iterasyon yapılmak istendiğinde nntool yavaş ve kısmi olarak yetersiz kalmaktadır. Editör komutları ile daha hızlı veriler aktarılıp istenilen fonksiyonlar çağrılarak yapay sinir ağ tasarımı yapılabilmektedir.

4.1.3.1. Veri tabloları

Çalışmaya katılan deneklerden elde edilen laboratuvar sonuçları Tablo 4.1.'de listelenmiştir.

Tablo 4.1. Kullanılan verilere ait tablo

No	YAS	BOY (cm)	AĞIRLIK (kg)	OBS FVC	%PRED FVC	OBS FEV1	%PRED FEV1	% OBS FEV1/FVC	SIGARA KULLANIMI	CINSİYET	OBEZİTE
1	33	180	66	4.3	0.772	3.47	0.77	0.807	Evet	Erkek	Sağlıklı
2	21	156	51	5.05	1.454	3.1	1.01	0.614	Hayır	Kadın	Sağlıklı
3	35	175	66	5.21	0.999	4.17	0.992	0.800	Evet	Erkek	Sağlıklı
4	24	167	66	15	3.083	13.76	3.378	0.917	Evet	Erkek	Sağlıklı
5	28	170	73	4.34	0.868	3.66	0.888	0.843	Evet	Erkek	Sağlıklı
6	34	170	78	4.34	0.886	3.53	0.885	0.813	Evet	Erkek	Sağlıklı
7	33	180	84	6.17	1.106	4.44	0.985	0.720	Hayır	Erkek	Sağlıklı
8	22	156	48	3.97	1.141	3.06	1.001	0.771	Hayır	Kadın	Sağlıklı
9	30	178	83	5.9	1.078	4.4	0.989	0.746	Evet	Erkek	Sağlıklı
10	26	182	80	6.88	1.182	5.69	1.193	0.827	Hayır	Erkek	Sağlıklı
11	37	175	67	5.22	1.009	4.18	1.006	0.801	Evet	Erkek	Sağlıklı
12	30	170	79	4.51	0.908	3.74	0.916	0.829	Hayır	Erkek	Sağlıklı
13	28	175	62	5.33	1.002	4.54	1.038	0.852	Evet	Erkek	Sağlıklı
14	25	170	65	4.02	0.968	2.89	0.814	0.719	Evet	Kadın	Sağlıklı
15	29	175	64	5.25	0.99	4.33	0.997	0.825	Evet	Erkek	Sağlıklı
16	30	170	65	4.33	1.044	3.26	0.938	0.753	Evet	Kadın	Sağlıklı
17	23	170	60	4.15	0.998	3.36	0.941	0.810	Evet	Kadın	Sağlıklı
18	32	180	65	3.91	0.7	3.38	0.747	0.864	Evet	Erkek	Sağlıklı
19	26	170	80	4.73	0.941	3.88	0.93	0.820	Hayır	Erkek	Sağlıklı
20	27	167	63	4.3	0.891	3.53	0.879	0.821	Evet	Erkek	Sağlıklı
21	30	180	79	6.2	1.102	4.37	0.955	0.705	Hayır	Erkek	Sağlıklı
22	31	173	76	4.87	1.136	3.79	1.059	0.778	Hayır	Kadın	Sağlıklı
23	25	167	66	4.41	0.908	3.74	0.922	0.848	Evet	Erkek	Sağlıklı
24	32	174	82	4.57	0.88	3.76	0.889	0.823	Evet	Erkek	Sağlıklı
25	25	182	80	6.61	1.135	5.43	1.134	0.821	Hayır	Erkek	Sağlıklı
26	29	178	81	5.86	1.064	4.48	0.996	0.765	Evet	Erkek	Sağlıklı
27	26	170	56	4.39	0.874	3.7	0.887	0.843	Evet	Erkek	Sağlıklı
28	35	180	66	4.18	0.754	3.34	0.75	0.799	Evet	Erkek	Sağlıklı
29	25	180	85	5.29	0.929	4.51	0.963	0.853	Evet	Erkek	Sağlıklı
30	27	182	80	6.85	1.181	5.49	1.158	0.801	Hayır	Erkek	Sağlıklı

Tablo 4.1. (Devamı)

No	YAS	BOY (cm)	AĞIRLIK (kg)	OBS FVC	%PRED FVC	OBS FEV1	%PRED FEV1	% OBS FEV1/FVC	SIGARA KULLANIMI	CINSİYET	OBEZİTE
31	30	178	82	5.33	0.97	4.14	0.925	0.777	Evet	Erkek	Sağlıklı
32	34	182	83	7.09	1.245	5.54	1.209	0.781	Hayır	Erkek	Sağlıklı
33	24	180	85	5.06	0.887	4.39	0.932	0.868	Evet	Erkek	Sağlıklı
34	25	174	74	4.82	0.909	4.23	0.964	0.878	Evet	Erkek	Sağlıklı
35	25	173	73	4.99	1.159	3.95	1.078	0.792	Hayır	Kadın	Sağlıklı
36	43	179	92	5.36	1.01	3.76	0.897	0.701	Hayır	Erkek	Sağlıklı
37	39	180	70	4.01	0.734	3.1	0.712	0.773	Evet	Erkek	Sağlıklı
38	40	179	90	5.55	1.032	3.92	0.917	0.706	Hayır	Erkek	Sağlıklı
39	36	180	68	4.28	0.775	3.29	0.743	0.769	Evet	Erkek	Sağlıklı
40	32	167	69	4.47	0.94	3.37	0.866	0.754	Evet	Erkek	Sağlıklı
41	28	179	62	5.86	1.049	5.08	1.111	0.867	Evet	Erkek	Sağlıklı
42	38	175	67	5.44	1.056	4.21	1.019	0.774	Evet	Erkek	Sağlıklı
43	42	179	92	5.51	1.032	3.93	0.932	0.713	Hayır	Erkek	Sağlıklı
44	27	170	78	4.65	0.926	3.82	0.92	0.822	Hayır	Erkek	Sağlıklı
45	24	170	70	4.87	0.963	4.15	0.985	0.852	Hayır	Erkek	Sağlıklı
46	41	179	90	5.37	1.003	3.86	0.908	0.719	Hayır	Erkek	Sağlıklı
47	31	175	67	5.38	1.019	4.41	1.026	0.820	Evet	Erkek	Sağlıklı
48	24	170	60	4.44	1.069	3.31	0.93	0.745	Evet	Kadın	Sağlıklı
49	30	182	87	6.97	1.209	5.51	1.177	0.791	Hayır	Erkek	Sağlıklı
50	29	167	68	4.33	0.902	3.48	0.877	0.804	Evet	Erkek	Sağlıklı
51	36	174	82	4.23	0.825	3.51	0.85	0.830	Evet	Erkek	Sağlıklı
52	30	180	65	4.02	0.715	3.46	0.757	0.861	Evet	Erkek	Sağlıklı
53	32	170	76	4.28	0.867	3.68	0.913	0.860	Evet	Erkek	Sağlıklı
54	25	170	75	4.61	0.914	3.75	0.894	0.813	Hayır	Erkek	Sağlıklı
55	32	179	64	5.76	1.042	4.94	1.103	0.858	Evet	Erkek	Sağlıklı
56	26	178	76	5.9	1.063	4.44	0.972	0.753	Evet	Erkek	Sağlıklı
57	31	170	75	4.4	0.887	3.71	0.915	0.843	Evet	Erkek	Sağlıklı
58	30	179	64	5.6	1.007	4.84	1.04	0.864	Evet	Erkek	Sağlıklı
59	27	174	74	4.64	0.88	3.92	0.903	0.845	Evet	Erkek	Sağlıklı
60	27	170	73	4.54	1.094	3.44	0.978	0.758	Evet	Kadın	Sağlıklı
61	33	175	65	5.41	1.032	4.35	1.023	0.804	Evet	Erkek	Sağlıklı
62	26	170	73	4.57	0.909	4.01	0.962	0.877	Evet	Erkek	Sağlıklı
63	25	156	48	3.59	1.031	3.02	1.001	0.841	Hayır	Kadın	Sağlıklı
64	28	170	65	4.28	1.031	2.69	0.768	0.629	Evet	Kadın	Sağlıklı
65	31	182	88	7.06	1.229	5.59	1.2	0.792	Hayır	Erkek	Sağlıklı
66	28	180	80	6.24	1.103	4.5	0.973	0.721	Hayır	Erkek	Sağlıklı
67	31	167	69	4.44	0.931	3.4	0.868	0.766	Evet	Erkek	Sağlıklı
68	34	179	61	5.62	1.023	4.74	1.069	0.843	Evet	Erkek	Sağlıklı
69	27	170	58	4.35	0.867	3.58	0.862	0.823	Evet	Erkek	Sağlıklı
70	31	178	87	5.73	1.051	4.23	0.956	0.738	Evet	Erkek	Sağlıklı
71	27	180	98	4.92	0.868	4.08	0.878	0.829	Evet	Erkek	Obez
72	26	174	74	4.69	0.887	4.01	0.919	0.855	Evet	Erkek	Sağlıklı
73	31	170	62	4.1	0.828	3.31	0.817	0.807	Evet	Erkek	Sağlıklı
74	38	180	70	4.09	0.745	3.28	0.75	0.802	Evet	Erkek	Sağlıklı
75	29	170	80	4.46	0.894	3.7	0.901	0.830	Hayır	Erkek	Sağlıklı
76	33	175	65	5.27	1.005	4.22	0.993	0.801	Evet	Erkek	Sağlıklı
77	24	178	70	6.02	1.079	4.7	1.02	0.781	Evet	Erkek	Sağlıklı
78	23	156	47	3.76	1.08	3.13	1.028	0.832	Hayır	Kadın	Sağlıklı
79	31	170	79	4.2	0.848	3.47	0.856	0.826	Hayır	Erkek	Sağlıklı
80	28	173	73	4.95	1.151	3.89	1.074	0.786	Hayır	Kadın	Sağlıklı

Tablo 4.1. (Devamı)

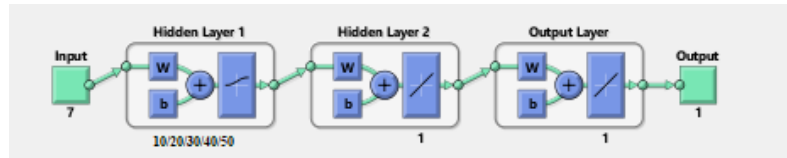
No	YAS	BOY (cm)	AĞIRLIK (kg)	OBS FVC	%PRED FVC	OBS FEV1	%PRED FEV1	% OBS FEV1/FVC	SIGARA KULLANIMI	CINSİYET	OBEZİTE
81	31	180	82	5.98	1.066	4.26	0.936	0.712	Hayır	Erkek	Sağlıklı
82	32	178	88	5.4	0.989	3.88	0.876	0.719	Evet	Erkek	Sağlıklı
83	30	180	97	5.32	0.946	4.13	0.902	0.776	Evet	Erkek	Sağlıklı
84	33	170	77	4.36	0.885	3.7	0.924	0.849	Evet	Erkek	Sağlıklı
85	28	178	82	5.79	1.049	4.53	1.002	0.782	Evet	Erkek	Sağlıklı
86	25	180	75	6.31	1.108	4.23	0.902	0.670	Hayır	Erkek	Sağlıklı
87	33	174	83	4.52	0.873	3.68	0.876	0.814	Evet	Erkek	Sağlıklı
88	26	180	75	5.95	1.046	4.27	0.915	0.718	Hayır	Erkek	Sağlıklı
89	28	170	78	4.59	0.918	3.79	0.918	0.826	Hayır	Erkek	Sağlıklı
90	38	179	79	5.38	0.993	3.93	0.908	0.730	Hayır	Erkek	Sağlıklı
91	30	173	84	5.06	1.177	4.02	1.119	0.794	Hayır	Kadın	Sağlıklı
92	23	180	75	6.25	1.092	4.36	0.921	0.698	Hayır	Erkek	Sağlıklı
93	26	179	62	5.97	1.064	5.33	1.155	0.893	Evet	Erkek	Sağlıklı
94	27	178	82	5.87	1.031	4.58	1.009	0.780	Evet	Erkek	Sağlıklı
95	30	156	58	3.66	1.056	2.99	1.013	0.817	Hayır	Kadın	Sağlıklı
96	31	179	79	5.71	1.03	4.02	0.893	0.704	Hayır	Erkek	Sağlıklı
97	30	175	63	5.39	1.019	4.42	1.022	0.820	Evet	Erkek	Sağlıklı
98	24	182	77	7.27	1.245	6	1.247	0.825	Hayır	Erkek	Sağlıklı
99	33	178	88	5.29	0.972	3.81	0.866	0.720	Evet	Erkek	Sağlıklı
100	29	174	70	4.6	0.878	3.73	0.869	0.811	Evet	Erkek	Sağlıklı
101	23	180	80	5.77	1.009	4.46	0.943	0.773	Evet	Erkek	Sağlıklı
102	27	179	62	5.98	1.068	5.25	1.142	0.878	Evet	Erkek	Sağlıklı
103	27	178	85	5.64	1.019	4.22	0.93	0.748	Evet	Erkek	Sağlıklı
104	33	179	61	5.53	1.004	4.83	1.085	0.873	Evet	Erkek	Sağlıklı
105	28	178	85	5.49	0.995	4.18	0.926	0.761	Evet	Erkek	Sağlıklı
106	26	156	50	3.49	1.003	2.95	0.981	0.845	Hayır	Kadın	Sağlıklı
107	28	156	50	3.59	1.032	2.96	0.994	0.825	Hayır	Kadın	Sağlıklı
108	24	170	72	4.53	0.897	4.06	0.962	0.896	Evet	Erkek	Sağlıklı
109	33	173	72	5.07	1.186	3.83	1.08	0.755	Hayır	Kadın	Sağlıklı
110	35	179	61	5.24	0.957	4.38	0.995	0.836	Evet	Erkek	Sağlıklı
111	26	180	95	5.56	0.978	4.54	0.973	0.817	Evet	Erkek	Sağlıklı
112	34	182	77	7.06	1.24	5.6	1.223	0.793	Hayır	Erkek	Sağlıklı
113	25	178	81	5.77	1.037	4.17	0.908	0.723	Evet	Erkek	Sağlıklı
114	31	170	71	4.45	1.076	3.3	0.955	0.742	Evet	Kadın	Sağlıklı
115	26	178	85	5.61	1.012	4.11	0.901	0.733	Evet	Erkek	Sağlıklı
116	29	170	58	4.14	0.831	3.46	0.842	0.836	Evet	Erkek	Sağlıklı
117	28	170	58	4.38	0.876	3.7	0.895	0.845	Evet	Erkek	Sağlıklı
118	31	174	80	4.42	0.849	3.59	0.843	0.812	Evet	Erkek	Sağlıklı
119	30	170	63	4.45	0.896	3.66	0.896	0.822	Evet	Erkek	Sağlıklı
120	38	170	89	5.07	1.05	4.4	1.133	0.868	Evet	Erkek	Obez
121	26	167	63	4.32	0.892	3.58	0.888	0.829	Evet	Erkek	Sağlıklı
122	27	173	73	5.02	1.167	3.82	1.05	0.761	Hayır	Kadın	Sağlıklı
123	26	180	87	4.99	0.878	4.18	0.896	0.838	Evet	Erkek	Sağlıklı
124	37	180	68	4.02	0.73	3.08	0.699	0.766	Evet	Erkek	Sağlıklı
125	28	170	65	4.14	0.998	2.49	0.712	0.601	Evet	Kadın	Sağlıklı
126	34	178	90	5.19	0.956	3.91	0.893	0.753	Evet	Erkek	Sağlıklı
127	30	180	65	4.35	0.774	3.65	0.799	0.839	Evet	Erkek	Sağlıklı
128	37	170	87	4.75	0.98	4.04	1.033	0.851	Evet	Erkek	Obez
129	32	180	80	6.26	1.12	4.45	0.984	0.711	Hayır	Erkek	Sağlıklı
130	31	178	87	5.32	0.971	4	0.898	0.752	Evet	Erkek	Sağlıklı

Tablo 4.1. (Devamı)

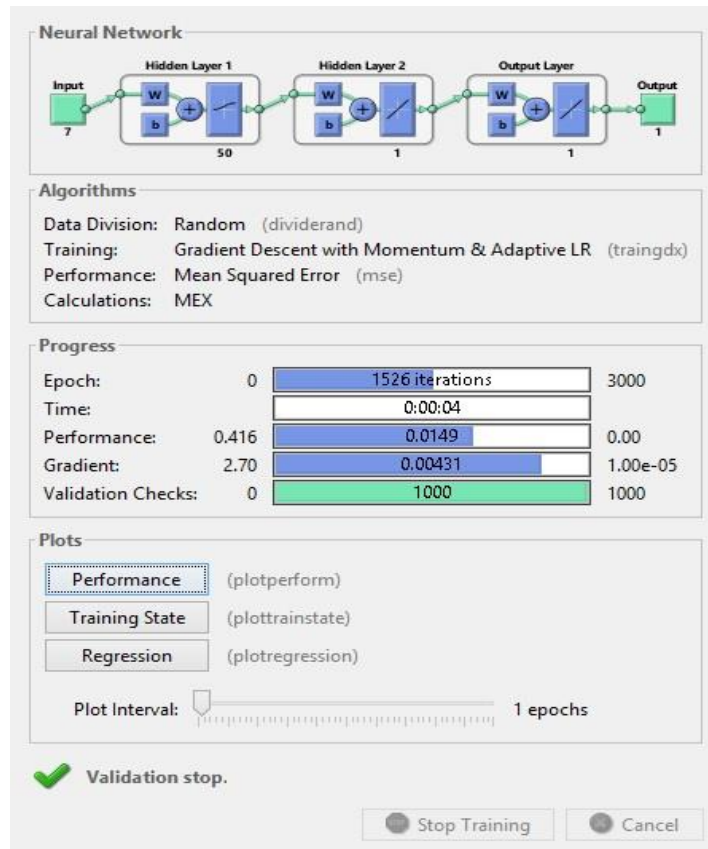
No	YAS	BOY (cm)	AĞIRLIK (kg)	OBS FVC	%PRED FVC	OBS FEV1	%PRED FEV1	% OBS FEV1/FVC	SIGARA KULLANIMI	CINSİYET	OBEZİTE
131	31	180	102	5.24	0.934	4.14	0.909	0.790	Evet	Erkek	Obez
132	31	180	65	4.33	0.772	3.61	0.793	0.834	Evet	Erkek	Sağlıklı
133	27	170	73	4.47	0.891	3.86	0.929	0.864	Evet	Erkek	Sağlıklı
134	32	180	102	4.71	0.843	3.72	0.821	0.790	Evet	Erkek	Obez
135	23	182	75	7.1	1.213	6.09	1.259	0.858	Hayır	Erkek	Sağlıklı
136	29	180	100	5.31	0.941	4.24	0.923	0.798	Evet	Erkek	Obez
137	36	175	66	5.4	1.041	4.37	1.045	0.809	Evet	Erkek	Sağlıklı
138	24	173	73	5.16	1.199	4.16	1.133	0.806	Hayır	Kadın	Sağlıklı
139	29	179	62	5.84	1.048	4.93	1.085	0.844	Evet	Erkek	Sağlıklı
140	23	178	70	5.84	1.046	4.4	0.951	0.753	Evet	Erkek	Sağlıklı
141	30	167	67	4.39	0.919	3.38	0.858	0.770	Evet	Erkek	Sağlıklı
142	32	182	88	6.67	1.165	5.31	1.146	0.796	Hayır	Erkek	Sağlıklı
143	26	173	70	4.8	1.115	3.85	1.056	0.802	Hayır	Kadın	Sağlıklı
144	28	167	65	4.39	0.912	3.62	0.909	0.825	Evet	Erkek	Sağlıklı
145	28	182	88	6.95	1.201	5.65	1.197	0.813	Hayır	Erkek	Sağlıklı
146	25	170	60	4.45	0.883	3.95	0.943	0.888	Evet	Erkek	Sağlıklı
147	32	173	77	5.1	1.189	3.94	1.107	0.773	Hayır	Kadın	Sağlıklı
148	27	180	80	6.11	1.077	4.22	0.908	0.691	Hayır	Erkek	Sağlıklı
149	39	179	90	5.66	1.049	4.01	0.933	0.708	Hayır	Erkek	Sağlıklı
150	26	180	75	14.34	2.523	12.5	2.679	0.872	Hayır	Erkek	Sağlıklı
151	30	169	68	5.36	1.091	4.67	1.158	0.871	Evet	Erkek	Sağlıklı
152	27	180	88	7.08	1.249	5.43	1.169	0.767	Hayır	Erkek	Sağlıklı
153	43	170	90	4.8	1.016	4.2	1.12	0.875	Evet	Erkek	Obez
154	49	170	89	4.9	1.069	4.15	1.161	0.847	Evet	Erkek	Obez
155	35	169	74	5.38	1.115	4.78	1.22	0.888	Evet	Erkek	Sağlıklı
156	36	180	100	5.82	1.055	4.83	1.091	0.830	Hayır	Erkek	Obez
157	29	169	68	5.59	1.134	4.93	1.215	0.882	Evet	Erkek	Sağlıklı
158	45	170	96	4.42	0.945	3.92	1.061	0.887	Evet	Erkek	Obez
159	40	170	85	4.94	1.031	4.32	1.127	0.874	Evet	Erkek	Sağlıklı
160	32	180	96	5.27	0.942	4.72	1.042	0.896	Hayır	Erkek	Sağlıklı
161	34	180	101	5.9	1.061	4.81	1.074	0.815	Hayır	Erkek	Obez
162	30	180	92	5.87	1.044	5.03	1.1	0.857	Hayır	Erkek	Sağlıklı
163	39	170	85	4.83	1.004	4.22	1.095	0.874	Evet	Erkek	Sağlıklı
164	33	169	72	5.29	1.088	4.61	1.163	0.871	Evet	Erkek	Sağlıklı
165	48	170	89	4.66	1.013	4.13	1.146	0.886	Evet	Erkek	Obez
166	34	169	74	5.36	1.107	4.65	1.18	0.868	Evet	Erkek	Sağlıklı
167	35	180	102	5.95	1.074	4.92	1.104	0.827	Hayır	Erkek	Obez
168	42	170	90	4.79	1.009	4.23	1.12	0.883	Evet	Erkek	Obez
169	28	180	90	6.21	1.099	5.36	1.16	0.863	Hayır	Erkek	Sağlıklı
170	41	170	85	4.84	1.016	4.07	1.069	0.841	Evet	Erkek	Sağlıklı
171	29	180	95	5.82	1.032	5.04	1.095	0.866	Hayır	Erkek	Sağlıklı
172	36	169	74	5.46	1.136	4.74	1.22	0.868	Evet	Erkek	Sağlıklı
173	46	170	93	4.78	1.027	4.02	1.096	0.841	Evet	Erkek	Obez
174	28	169	68	5.51	1.115	4.95	1.214	0.898	Evet	Erkek	Sağlıklı
175	47	170	100	4.6	0.993	3.85	1.058	0.837	Evet	Erkek	Obez
176	27	169	66	6.5	1.312	5.07	1.237	0.780	Evet	Erkek	Sağlıklı
177	33	180	103	5.58	1.001	4.69	1.042	0.841	Hayır	Erkek	Obez

4.2. Yapay Sinir Ağının Oluşturulması

Programın yapısı aşamasında deneme eleme metodu sonrası ileri beslemeli ve geri yayımlı yapı kullanımına karar verilmiş, bu amaçla da MATLAB eğitim algoritması olarak “traingdx” Variable Learning Rate Gradient Descent, “trainlm” Levenberg-Marquardt eğitim algoritmaları ile iki ayrı yapıda “logsig”, “purelin” aktivasyon fonksiyonları kullanılarak çalışmalar yapılmıştır.



Şekil 4.7. Oluşturulan yapay sinir ağının matlab modeli



Şekil 4.8. Oluşturulan yapay sinir ağının eğitim bilgileri

İki farklı algoritma tipi için aynı şekilde 8 adet girişe sahip ve 10, 20, 30, 40, 50 adet farklı gizli katman sayılarına sahip yapılar oluşturularak her biri 1 adet çıkışa sahip

birer ara katman ve çıkış katmanına bağlanmıştır. Yapı içerisinde logsig ve pürelin aktivasyon fonksiyonları kullanılmıştır. Öğrenme oranı 0,9 olarak belirlenmiş, momentum sabiti olarak ise 0,7 değeri seçilmiştir.

4.2.1. Simülasyon sonuçları

4.2.1.1. Gradient descent algoritması ile eğitilen ağa ait sonuçlar

Tablo 4.2. ve Tablo 4.3.'te sırasıyla eğitim ve test verileri kullanarak farklı gizli katman sayılarına göre elde edilmiş, sigara kullanım tahminine ait doğruluk oranları bulunmaktadır.

10 gizli katmana sahip ağın eğitiminde elde edilen doğruluk oranlarına bakıldığında en düşük %69,3, en yüksek olarak %96,0 oranları elde edilmiştir. Test verileri üzerindeki başarıları incelendiğinde ise 1900. iterasyonda %74,7 oranla en düşük sınıflama başarısı elde edilmiştir. Test verilerinde elde edilen en yüksek doğruluk oranı ise %96,3'dür. 20 gizli katmana sahip ağ sonuçları incelendiğinde eğitim veri setinde en düşük %67,3 doğruluk oranı, en yüksek %96,7 doğruluk oranı elde edilmiştir. Test verilerinde ise 2800. iterasyonda %77,8 oranla en düşük sınıflama başarısı elde edilmiştir. Test verilerinde 2700. iterasyonda %100 oranla en yüksek doğruluk değeri elde edilmiştir. 30 gizli katmana sahip yapay sinir ağlarında eğitim verileri kullanılarak en düşük %65,3 ve en yüksek %96 sınıflama başarısı elde edilmiştir. Test verilerinin doğruluk oranları incelendiğinde %74,7 ile en düşük oran elde edilmiştir. Test verilerinde %96,3 oranında sınıflama başarısı elde edilmiştir. 40 gizli katmana sahip ağlar eğitildiğinde en yüksek %98,7 ve en düşük %38 sınıflama oranı elde edilmiştir. Test verilerinde ise 3 tane farklı iterasyon sayısında %100 sınıflama başarısı elde edildiği görülmüştür. Bununla birlikte test verilerinde 2800. iterasyonda %33,3 oran ile en düşük sınıflama sonuçları elde edilmiştir. 50 gizli katmana sahip yapay sinir ağları eğitildiğinde %73,3 oran ile en düşük sınıflama başarısı elde edilmiştir. 1600. ve 2600. iterasyonda %98 oran ise en yüksek eğitim sınıflama başarısı elde edilmiştir. Test verilerinde 3 farklı iterasyonda %81,5 oran ile en düşük sınıflama doğruluğu elde edilmiştir. Test verilerinde en yüksek sınıflama başarısı %100 orandır.

Tablo 4.2. Gradient Descent ile oluşturulan yapay sinir ağının sigara kullanım sınıflandırması için eğitim doğruluk oranları

İterasyon	10 Gizli Katman	20 Gizli Katman	30 Gizli Katman	40 Gizli Katman	50 Gizli Katman
100	76,00	83,33	65,33	65,33	73,33
200	86,00	72,67	86,67	82,00	82,67
300	72,00	82,00	80,00	88,67	76,67
400	86,67	85,33	82,67	90,00	83,33
500	86,67	86,67	95,33	65,33	88,67
600	88,00	87,33	65,33	89,33	82,67
700	91,33	94,00	74,00	90,67	92,00
800	84,00	87,33	94,67	78,00	90,00
900	86,00	86,67	87,33	78,00	94,67
1000	88,00	93,33	89,33	92,00	92,00
1100	86,67	81,33	92,67	94,67	92,67
1200	93,33	90,00	94,00	94,67	89,33
1300	90,67	86,67	94,00	95,33	94,00
1400	74,67	90,00	93,33	92,00	93,33
1500	85,33	93,33	94,67	94,67	96,67
1600	90,00	92,00	95,33	83,33	98,00
1700	94,67	91,33	87,33	65,33	95,33
1800	87,33	85,33	66,00	90,00	96,00
1900	69,33	87,33	95,33	88,67	77,33
2000	94,67	93,33	92,67	97,33	85,33
2100	90,67	94,67	93,33	94,67	95,33
2200	80,67	90,67	92,67	97,33	75,33
2300	94,00	90,00	96,00	87,33	94,67
2400	86,67	96,67	96,00	98,67	76,67
2500	94,67	91,33	94,67	90,00	95,33
2600	96,00	92,67	88,00	94,00	98,00
2700	90,00	96,67	90,67	86,67	97,33
2800	94,00	67,33	81,33	38,00	97,33
2900	95,33	95,33	65,33	94,67	96,67
3000	91,33	91,33	94,67	93,33	94,67

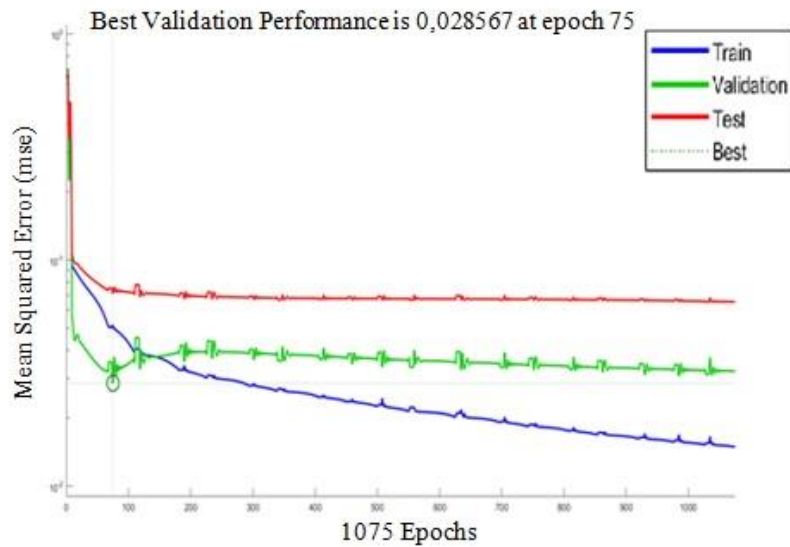
Tablo 4.3. Gradient Descent ile oluşturulan yapay sinir ağının sigara kullanım sınıflandırması için test doğruluk oranları

İterasyon	10 Gizli Katman	20 Gizli Katman	30 Gizli Katman	40 Gizli Katman	50 Gizli Katman
100	81,48	85,19	74,07	74,07	81,48
200	88,89	81,48	88,89	81,48	85,19
300	74,07	88,89	88,89	92,59	85,19
400	92,59	92,59	81,48	92,59	81,48
500	92,59	92,59	96,30	74,07	92,59
600	88,89	88,89	74,07	92,59	85,19
700	88,89	92,59	77,78	92,59	92,59
800	85,19	88,89	92,59	85,19	88,89
900	92,59	85,19	92,59	85,19	96,30
1000	92,59	96,30	92,59	96,30	92,59
1100	88,89	85,19	88,89	96,30	92,59

Tablo 4.3. (Devamı)

İterasyon	10 Gizli Katman	20 Gizli Katman	30 Gizli Katman	40 Gizli Katman	50 Gizli Katman
1200	92,59	88,89	96,30	96,30	96,30
1300	96,30	88,89	96,30	96,30	92,59
1400	85,19	92,59	92,59	92,59	96,30
1500	85,19	96,30	96,30	96,30	96,30
1600	92,59	96,30	96,30	85,19	100,00
1700	96,30	88,89	92,59	70,37	96,30
1800	92,59	92,59	74,07	92,59	96,30
1900	74,07	92,59	96,30	92,59	85,19
2000	92,59	96,30	88,89	100,00	92,59
2100	92,59	96,30	96,30	96,30	96,30
2200	88,89	96,30	92,59	100,00	81,48
2300	92,59	92,59	92,59	92,59	96,30
2400	88,89	96,30	96,30	100,00	85,19
2500	92,59	92,59	96,30	92,59	92,59
2600	92,59	96,30	92,59	96,30	96,30
2700	92,59	100,00	88,89	92,59	96,30
2800	92,59	77,78	81,48	33,33	100,00
2900	92,59	96,30	74,07	96,30	96,30
3000	92,59	92,59	96,30	92,59	96,30

İki tablodaki sonuçlardan da anlaşılacağı gibi gizli katman sayıları sırasıyla 10, 20, 30, 40 ve 50 olmak üzere onar onar arttırılmıştır. Bununla birlikte iterasyon sayıları 100'den başlayarak 3000'e kadar değiştirilerek ağların performansına etkisi incelenmiştir.



Şekil 4.9. Sigara sınıflandırması gradient descent ile oluşturulan yapay sinir ağına ait doğrulama performansı

Şekil 4.9.'da doğrulama performansı yer almaktadır. Grafikte mavi eğri eğitim verileri kullanılarak elde edilen karesel hatayı temsil etmektedir. Yeşil eğri, doğrulama veri setinin karesel hata grafiğini göstermektedir. Kırmızı eğri ise test verilerinin farklı iterasyon sayılarındaki karesel hatasını ifade etmektedir. Grafik incelendiğinde 1075. iterasyonda 0,0285 değer ile en düşük karesel hata oranı elde edilmiştir.

Tablo 4.4. Gradient Descent ile oluşturulan yapay sinir ağının cinsiyet sınıflandırması için eğitim doğruluk oranları

İterasyon	10 Gizli Katman	20 Gizli Katman	30 Gizli Katman	40 Gizli Katman	50 Gizli Katman
100	86,67	93,33	92,00	93,33	86,67
200	93,33	94,00	95,33	96,00	95,33
300	93,33	95,33	98,00	94,00	94,00
400	94,67	92,67	96,00	92,67	96,00
500	94,67	94,67	96,00	98,67	93,33
600	94,00	100,00	96,67	99,33	98,67
700	93,33	98,67	86,67	98,67	96,67
800	97,33	98,00	90,67	99,33	92,67
900	100,00	99,33	94,00	96,00	86,67
1000	100,00	100,00	98,67	99,33	94,00
1100	100,00	98,00	94,00	100,00	86,00
1200	92,67	99,33	100,00	100,00	100,00
1300	99,33	98,67	100,00	99,33	96,67
1400	100,00	100,00	100,00	100,00	98,67
1500	93,33	98,67	100,00	100,00	99,33
1600	100,00	100,00	100,00	98,67	94,00
1700	99,33	95,33	96,67	100,00	99,33
1800	95,33	96,00	92,00	100,00	100,00
1900	100,00	99,33	99,33	100,00	99,33
2000	100,00	93,33	99,33	100,00	99,33
2100	99,33	100,00	99,33	100,00	99,33
2200	100,00	100,00	90,67	100,00	100,00
2300	97,33	99,33	98,67	99,33	99,33
2400	100,00	96,00	99,33	100,00	99,33
2500	100,00	99,33	93,33	100,00	100,00
2600	100,00	100,00	91,33	98,00	100,00
2700	99,33	90,67	99,33	94,67	100,00
2800	100,00	94,00	100,00	93,33	100,00
2900	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
3000	100,00	100,00	100,00	99,33	86,67

Benzer döngüsel yaklaşım ile gizli katman sayısı 10 ve 50, iterasyon sayısı 100 ile 3000 arasında arttırılarak cinsiyet ve obezite sınıflandırması da yapılmıştır. Cinsiyet sınıflandırması için Tablo 4.4.'te görüldüğü üzere sınıflandırma, birçok gizli katman

ve iterasyon sonucunda %100 başarı ile sonuçlanmış, en düşük başarı oranı ise %86,00 olmuştur. Tablo 4.5.'te görüldüğü üzere ise test başarı oranı en yüksek %100 ve en düşük %81,48 olarak elde edilmiştir.

Tablo 4.5. Gradient Descent ile oluşturulan yapay sinir ağının cinsiyet sınıflandırması için test doğruluk oranları

İterasyon	10 Gizli Katman	20 Gizli Katman	30 Gizli Katman	40 Gizli Katman	50 Gizli Katman
100	92,59	96,30	96,30	96,30	92,59
200	96,30	92,59	96,30	96,30	96,30
300	96,30	96,30	100,00	96,30	96,30
400	96,30	92,59	96,30	96,30	92,59
500	96,30	92,59	96,30	100,00	96,30
600	96,30	100,00	96,30	100,00	100,00
700	96,30	100,00	92,59	100,00	96,30
800	96,30	100,00	96,30	100,00	96,30
900	100,00	100,00	92,59	96,30	81,48
1000	100,00	100,00	100,00	100,00	96,30
1100	100,00	100,00	96,30	100,00	92,59
1200	96,30	100,00	100,00	100,00	100,00
1300	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
1400	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
1500	96,30	100,00	100,00	100,00	100,00
1600	100,00	100,00	100,00	96,30	96,30
1700	100,00	96,30	100,00	100,00	100,00
1800	92,59	96,30	96,30	100,00	100,00
1900	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
2000	100,00	96,30	100,00	100,00	100,00
2100	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
2200	100,00	100,00	96,30	100,00	100,00
2300	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
2400	100,00	96,30	100,00	100,00	100,00
2500	100,00	100,00	96,30	100,00	100,00
2600	100,00	100,00	96,30	100,00	100,00
2700	100,00	96,30	100,00	92,59	100,00
2800	100,00	96,30	100,00	92,59	100,00
2900	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
3000	100,00	100,00	100,00	100,00	92,59

Obezite sınıflandırması için Tablo 4.6.'da görüldüğü üzere sınıflandırma sonucu 10 gizli katman ve 2900 iterasyon sonucunda %100 başarı ile sonuçlanmış, en düşük başarı oranı ise %91,33 olmuştur. Tablo 4.7.'de obezite sınıflandırması için başarı oranı en yüksek %100 ve en düşük %88,89 olarak elde edilmiştir.

Tablo 4.6. Gradient Descent ile oluşturulan yapay sinir ağının obezite sınıflandırması için eğitim doğruluk oranları

İterasyon	10 Gizli Katman	20 Gizli Katman	30 Gizli Katman	40 Gizli Katman	50 Gizli Katman
100	91,33	96,00	93,33	94,00	91,33
200	93,33	94,67	91,33	91,33	91,33
300	96,67	95,33	94,67	96,67	94,67
400	95,33	94,67	91,33	96,67	94,67
500	95,33	95,33	96,00	96,00	96,67
600	98,00	96,00	95,33	98,00	96,00
700	96,00	98,00	96,67	96,00	95,33
800	98,67	98,00	98,00	97,33	97,33
900	98,00	96,67	97,33	97,33	91,33
1000	98,67	91,33	91,33	91,33	96,00
1100	97,33	96,67	97,33	98,67	96,67
1200	98,00	98,67	96,67	94,67	96,67
1300	95,33	96,00	96,00	98,67	97,33
1400	98,00	98,00	97,33	98,67	98,00
1500	98,67	98,00	96,67	97,33	97,33
1600	97,33	96,67	97,33	98,00	97,33
1700	97,33	96,67	98,00	98,00	94,67
1800	98,00	97,33	99,33	96,67	95,33
1900	99,33	98,67	94,67	95,33	91,33
2000	98,67	96,00	98,67	97,33	91,33
2100	97,33	95,33	96,67	91,33	97,33
2200	98,00	98,67	96,67	97,33	98,00
2300	99,33	98,00	97,33	96,67	98,67
2400	96,00	97,33	98,67	98,00	98,00
2500	96,00	98,00	97,33	97,33	98,67
2600	98,67	98,67	95,33	98,00	98,67
2700	98,67	99,33	99,33	98,00	91,33
2800	91,33	94,67	99,33	91,33	96,67
2900	100,00	98,00	94,67	98,67	98,67
3000	96,67	91,33	98,67	94,00	93,33

Tablo 4.7. Gradient Descent ile oluşturulan yapay sinir ağının obezite sınıflandırması için test doğruluk oranları

İterasyon	10 Gizli Katman	20 Gizli Katman	30 Gizli Katman	40 Gizli Katman	50 Gizli Katman
100	88,89	100,00	92,59	96,30	88,89
200	96,30	96,30	88,89	88,89	88,89
300	100,00	100,00	96,30	96,30	88,89
400	100,00	96,30	88,89	100,00	96,30
500	96,30	100,00	100,00	100,00	100,00
600	100,00	96,30	100,00	100,00	96,30
700	100,00	100,00	92,59	100,00	100,00
800	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
900	100,00	100,00	100,00	100,00	88,89
1000	100,00	88,89	88,89	88,89	100,00
1100	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
1200	100,00	100,00	100,00	96,30	100,00
1300	96,30	100,00	100,00	100,00	100,00

Tablo 4.7. (Devamı)

İterasyon	10 Gizli Katman	20 Gizli Katman	30 Gizli Katman	40 Gizli Katman	50 Gizli Katman
1400	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
1500	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
1600	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
1700	100,00	100,00	100,00	100,00	96,30
1800	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
1900	100,00	100,00	100,00	100,00	88,89
2000	100,00	100,00	100,00	100,00	88,89
2100	100,00	100,00	100,00	88,89	100,00
2200	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
2300	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
2400	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
2500	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
2600	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
2700	100,00	100,00	100,00	100,00	88,89
2800	88,89	96,30	100,00	88,89	100,00
2900	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
3000	100,00	88,89	100,00	96,30	92,59

Yapılan ayrı ayrı sınıflandırmaların sonuçlarını bir arada değerlendirerek eğitim algoritmalarının karşılaştırması mümkün olacaktır. Bu sebeple “Gradient Descent” eğitim algoritması sınıflandırma başarı özeti Tablo 4.8.’de gösterilmiştir.

Tablo 4.8. Sigara, cinsiyet, obezite sınıflandırmaları eğitim ve test başarı karşılaştırmaları

Gizli Katman	Sınıflandırma	Eğitim Başarı %		Test Başarı %	
		En Yüksek	En Düşük	En Yüksek	En Düşük
10	Sigara Kullanımı	96.00	69.33	96.30	74.07
	Cinsiyet	100.00	86.67	100.00	92.59
	Obezite	100.00	91.33	100.00	88.89
20	Sigara Kullanımı	96.67	67.33	100.00	77.78
	Cinsiyet	100.00	90.67	100.00	92.59
	Obezite	99.33	91.33	100.00	88.89
30	Sigara Kullanımı	96.00	65.33	96.30	74.07
	Cinsiyet	100.00	86.67	100.00	92.59
	Obezite	99.33	91.33	100.00	88.89
40	Sigara Kullanımı	98.67	38.00	100.00	33.33
	Cinsiyet	100.00	92.67	100.00	92.59
	Obezite	98.67	91.33	100.00	88.89
50	Sigara Kullanımı	98.00	73.33	100.00	81.48
	Cinsiyet	100.00	86.00	100.00	81.48
	Obezite	98.67	91.33	100.00	88.89

4.2.1.2. Levenberg-Marquardt algoritması ile eğitilen ağa ait sonuçlar

Yapılan bu çalışmada elde edilmiş veriler aktivasyon fonksiyonları ve program yapısı aynı kalmak koşulu ile Levenberg-Marquadt algoritması ile eğitilerek sonuçlar incelenmiştir.

Buna göre çalıştırılan programa ait doğruluk tabloları olan Tablo 4.9. ve Tablo 4.10. incelendiğinde, sigara içme tahminde bu ağ yapısında oldukça başarılı olduğu gözlemlenmiş olmakla beraber özellikle 1100. iterasyon incelendiğinde hem eğitim hem test doğrulamalarında ani bir düşüş yaşandığı da görülmüştür.

10 gizli katmana sahip ağın eğitiminde elde edilen doğruluk oranlarına bakıldığında en düşük %44,44, en yüksek olarak %100,0 oranları elde edilmiştir. %100 başarı oranına 18 farklı iterasyonda ulaşılmıştır. Test verileri üzerindeki başarı durumu incelendiğinde ise 1100. iterasyonda %44,44 oranla en düşük sınıflama başarısı elde edilmiştir. Test verilerinde elde edilen en yüksek doğruluk oranı ise 18 farklı iterasyonda %100'dür. 20 gizli katmana sahip ağ sonuçları incelendiğinde eğitim veri setinde en düşük %94 doğruluk oranı, en yüksek %99,3 doğruluk oranı 4 farklı iterasyonda elde edilmiştir. Test verilerinde ise yine 1100. iterasyonda %92,59 oranla en düşük sınıflama başarısı elde edilmiştir. Test verilerinde 18 farklı iterasyonda %100 doğruluk oranına ulaşılmıştır. 30 gizli katmana sahip yapay sinir ağlarında eğitim verileri kullanılarak en düşük %74 ve en yüksek %98,67 sınıflama başarısı elde edilmiştir. Test verilerinin doğruluk oranları incelendiğinde %85,19 ile en düşük oran elde edilmiştir. Test verilerinde 166 farklı iterasyonda %100 oranında sınıflama başarısı elde edilmiştir. 40 gizli katmana sahip ağlar eğitildiğinde en yüksek %98,67 ve en düşük %65,33 sınıflama başarı oranı elde edilmiştir. Test verilerinde ise 15 tane farklı iterasyon sayısında %100 sınıflama başarısı elde edildiği görülmüştür. Bununla birlikte test verilerinde 1700. iterasyonda %74,07 oran ile en düşük sınıflama sonuçları elde edilmiştir. 50 gizli katmana sahip yapay sinir ağları eğitildiğinde %82,67 oran ile en düşük sınıflama başarısı elde edilmiştir. 1000. iterasyonda %98,67 oran ise en yüksek eğitim sınıflama başarısı elde edilmiştir. Test verilerinde 2400. iterasyonda %81,48 oran ile en düşük sınıflama doğruluğu elde edilmiştir. Test verilerinde en

yüksek sınıflama başarısı %100 orandır ve 21 farklı iterasyon sonucunda da bu başarı elde edilmiştir.

Tablo 4.9. Levenberg Marquardt algoritması ile sigara kullanım tahmini eğitim doğruluk tablosu

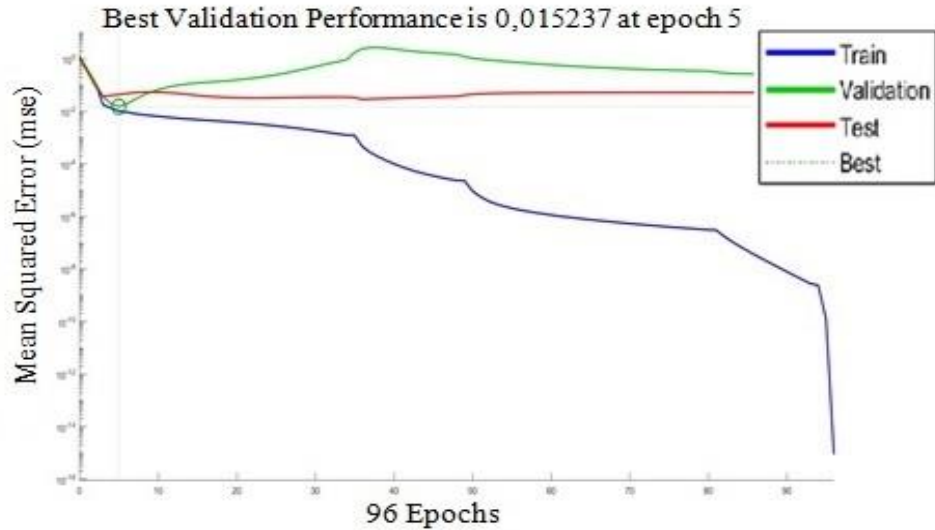
İterasyon	10 Gizli Katman	20 Gizli Katman	30 Gizli Katman	40 Gizli Katman	50 Gizli Katman
100	96,00	98,00	98,67	96,67	97,33
200	96,00	96,00	96,67	97,33	97,33
300	98,00	96,00	84,67	97,33	96,00
400	96,67	96,67	94,67	98,00	98,00
500	98,00	98,00	98,00	98,00	96,67
600	96,00	95,33	74,00	96,67	97,33
700	94,67	98,00	96,00	94,67	95,33
800	94,67	97,33	94,67	98,00	96,67
900	95,33	96,67	97,33	98,67	98,00
1000	98,00	99,33	95,33	97,33	98,67
1100	47,33	96,00	95,33	96,67	98,00
1200	93,33	99,33	97,33	98,67	97,33
1300	97,33	95,33	96,00	96,67	98,00
1400	98,00	97,33	98,00	94,00	95,33
1500	96,00	94,00	91,33	97,33	96,67
1600	94,67	98,67	98,67	98,00	94,67
1700	98,00	98,00	95,33	65,33	94,67
1800	97,33	96,67	95,33	98,67	98,00
1900	98,00	94,67	97,33	79,33	98,00
2000	97,33	98,67	98,00	90,67	97,33
2100	98,67	97,33	97,33	95,33	82,67
2200	98,67	98,67	78,67	94,67	97,33
2300	97,33	99,33	95,33	98,67	96,67
2400	97,33	95,33	97,33	96,67	88,00
2500	98,67	96,00	96,67	96,00	95,33
2600	96,67	98,67	96,67	97,33	98,00
2700	98,00	97,33	98,67	90,67	98,00
2800	96,00	98,67	98,00	96,67	96,67
2900	97,33	99,33	97,33	98,67	93,33
3000	95,33	98,00	79,33	95,33	96,00

Tablo 4.10. Levenberg Marquardt algoritması ile sigara kullanım tahmini test doğruluk tablosu

İterasyon	10 Gizli Katman	20 Gizli Katman	30 Gizli Katman	40 Gizli Katman	50 Gizli Katman
100	96,30	100,00	100,00	100,00	100,00
200	100,00	100,00	96,30	96,30	100,00
300	100,00	100,00	92,59	100,00	100,00
400	96,30	96,30	100,00	100,00	100,00
500	100,00	96,30	100,00	100,00	100,00
600	100,00	96,30	85,19	92,59	100,00
700	92,59	96,30	96,30	96,30	96,30
800	100,00	100,00	100,00	100,00	96,30

Tablo 4.10. (Devamı)

İterasyon	10 Gizli Katman	20 Gizli Katman	30 Gizli Katman	40 Gizli Katman	50 Gizli Katman
900	96,30	100,00	100,00	100,00	100,00
1000	100,00	100,00	96,30	100,00	100,00
1100	44,44	92,59	96,30	100,00	100,00
1200	96,30	100,00	100,00	96,30	100,00
1300	100,00	100,00	92,59	96,30	100,00
1400	100,00	96,30	100,00	96,30	100,00
1500	96,30	96,30	92,59	96,30	96,30
1600	92,59	96,30	100,00	100,00	96,30
1700	96,30	100,00	96,30	74,07	96,30
1800	100,00	100,00	96,30	100,00	100,00
1900	100,00	100,00	100,00	88,89	100,00
2000	96,30	100,00	100,00	92,59	100,00
2100	100,00	96,30	100,00	100,00	92,59
2200	100,00	100,00	88,89	96,30	100,00
2300	100,00	100,00	96,30	96,30	100,00
2400	96,30	96,30	100,00	92,59	81,48
2500	100,00	96,30	100,00	100,00	100,00
2600	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
2700	100,00	96,30	100,00	92,59	100,00
2800	96,30	100,00	100,00	100,00	96,30
2900	100,00	100,00	92,59	100,00	96,30
3000	100,00	100,00	85,19	92,59	100,00



Şekil 4.10. Levenberg-Marquardt ile oluşturulan yapay sinir ağına ait doğrulama performansı

Şekil 4.10.'da doğrulama performansı yer almaktadır. Grafikte mavi eğri eğitim verileri kullanılarak elde edilen karesel hatayı temsil etmektedir. Yeşil eğri ise doğrulama veri setinin karesel hata grafiğini göstermektedir. Kırmızı eğri ise test verilerinin farklı iterasyon sayılarındaki karesel hatasını ifade etmektedir. Grafik

incelendiğinde 96. iterasyonda 0,015 değer ile en düşük karesel hata oranı elde edilmiştir.

Aynı dögüsel yaklaşım kullanılarak gizli katman sayısı 10 ve 50, iterasyon sayısı 100 ile 3000 arasında arttırılarak cinsiyet ve obezite sınıflandırması da yapılmıştır. Cinsiyet sınıflandırması için Tablo 4.11.'de görüldüğü üzere sınıflandırma sonucu birçok gizli katman ve iterasyon sonucunda %100 başarı ile sonuçlanmış, en düşük başarı oranı ise %86,67 olmuştur. Tablo 4.12.'de görüldüğü üzere ise 150 denemenin 147'sinde test başarı oranı %100 ve sadece bir denemede en düşük %92,59 olarak elde edilmiştir.

Tablo 4.11. Levenberg Marquardt algoritması ile cinsiyet sınıflandırma eğitim doğruluk tablosu

İterasyon	10 Gizli Katman	20 Gizli Katman	30 Gizli Katman	40 Gizli Katman	50 Gizli Katman
100	99,33	100,00	100,00	99,33	100,00
200	100,00	100,00	100,00	100,00	99,33
300	100,00	100,00	99,33	100,00	100,00
400	100,00	99,33	100,00	100,00	95,33
500	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
600	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
700	100,00	100,00	100,00	100,00	99,33
800	100,00	100,00	99,33	100,00	100,00
900	99,33	100,00	100,00	100,00	98,67
1000	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
1100	99,33	100,00	99,33	100,00	100,00
1200	99,33	100,00	100,00	91,33	100,00
1300	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
1400	100,00	99,33	100,00	100,00	100,00
1500	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
1600	100,00	100,00	98,67	99,33	99,33
1700	100,00	100,00	99,33	100,00	100,00
1800	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
1900	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
2000	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
2100	100,00	98,00	99,33	100,00	100,00
2200	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
2300	99,33	100,00	100,00	100,00	100,00
2400	99,33	99,33	99,33	100,00	100,00
2500	99,33	100,00	99,33	100,00	100,00
2600	100,00	100,00	99,33	100,00	99,33
2700	100,00	100,00	100,00	99,33	86,67
2800	100,00	100,00	100,00	99,33	100,00
2900	100,00	99,33	100,00	100,00	100,00
3000	100,00	99,33	100,00	100,00	99,33

Tablo 4.12. Levenberg Marquardt algoritması ile cinsiyet sınıflandırma test doğruluk tablosu

İterasyon	10 Gizli Katman	20 Gizli Katman	30 Gizli Katman	40 Gizli Katman	50 Gizli Katman
100	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
200	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
300	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
400	100,00	100,00	100,00	100,00	96,30
500	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
600	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
700	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
800	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
900	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
1000	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
1100	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
1200	100,00	100,00	100,00	96,30	100,00
1300	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
1400	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
1500	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
1600	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
1700	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
1800	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
1900	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
2000	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
2100	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
2200	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
2300	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
2400	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
2500	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
2600	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
2700	100,00	100,00	100,00	100,00	92,59
2800	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
2900	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
3000	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00

Tablo 4.13. Levenberg Marquardt algoritması ile obezite sınıflandırma eğitim doğruluk tablosu

İterasyon	10 Gizli Katman	20 Gizli Katman	30 Gizli Katman	40 Gizli Katman	50 Gizli Katman
100	99,33	100,00	98,67	98,00	96,67
200	100,00	98,67	99,33	99,33	98,00
300	98,67	98,67	100,00	97,33	98,67
400	98,67	92,00	98,67	98,00	98,00
500	98,67	97,33	98,00	91,33	99,33
600	100,00	99,33	98,67	99,33	96,67
700	98,67	98,67	99,33	97,33	96,00
800	99,33	96,67	99,33	100,00	99,33
900	100,00	98,67	97,33	98,67	100,00
1000	98,67	99,33	96,00	98,67	99,33
1100	99,33	97,33	96,67	98,67	100,00
1200	92,67	98,67	98,67	96,67	99,33
1300	99,33	99,33	98,67	96,67	97,33

Tablo 4.13. (Devamı)

İterasyon	10 Gizli Katman	20 Gizli Katman	30 Gizli Katman	40 Gizli Katman	50 Gizli Katman
1400	98,67	98,67	99,33	98,67	98,00
1500	99,33	100,00	100,00	94,67	97,33
1600	98,67	99,33	99,33	96,00	96,67
1700	98,67	98,67	98,00	95,33	99,33
1800	97,33	100,00	94,67	99,33	98,00
1900	100,00	98,00	98,00	99,33	99,33
2000	99,33	99,33	98,67	96,67	98,00
2100	99,33	92,67	98,67	98,67	97,33
2200	100,00	100,00	99,33	96,00	98,67
2300	100,00	100,00	98,67	100,00	98,00
2400	100,00	98,67	97,33	98,00	98,00
2500	99,33	98,67	98,00	100,00	94,67
2600	100,00	99,33	99,33	98,67	98,67
2700	100,00	98,00	98,67	98,67	98,67
2800	98,67	99,33	97,33	98,00	98,67
2900	100,00	98,00	99,33	98,00	98,67
3000	98,67	99,33	100,00	98,00	98,67

Obezite sınıflandırması için Tablo 4.13.'te görüldüğü üzere sınıflandırma sonucu 23 farklı deneme sonucunda %100 başarı ile sonuçlanmış, en düşük başarı oranı ise %91,33 olmuştur. Tablo 4.14.'te obezite sınıflandırması için başarı oranı en yüksek %100 ve en düşük %88,89 olarak elde edilmiştir.

Tablo 4.14. Levenberg Marquardt algoritması ile obezite sınıflandırma test doğruluk tablosu

İterasyon	10 Gizli Katman	20 Gizli Katman	30 Gizli Katman	40 Gizli Katman	50 Gizli Katman
100	100,00	100,00	100,00	96,30	96,30
200	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
300	96,30	100,00	100,00	100,00	100,00
400	100,00	88,89	100,00	100,00	100,00
500	96,30	100,00	100,00	88,89	100,00
600	100,00	100,00	100,00	100,00	92,59
700	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
800	100,00	96,30	100,00	100,00	100,00
900	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
1000	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
1100	100,00	96,30	100,00	100,00	100,00
1200	92,59	100,00	96,30	100,00	100,00
1300	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
1400	96,30	100,00	100,00	100,00	100,00
1500	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
1600	100,00	96,30	100,00	100,00	100,00
1700	100,00	100,00	100,00	92,59	100,00
1800	100,00	100,00	96,30	100,00	96,30

Tablo 4.14. (Devamı)

İterasyon	10 Gizli Katman	20 Gizli Katman	30 Gizli Katman	40 Gizli Katman	50 Gizli Katman
1900	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
2000	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
2100	100,00	96,30	100,00	96,30	92,59
2200	100,00	100,00	96,30	100,00	100,00
2300	100,00	100,00	100,00	100,00	96,30
2400	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
2500	100,00	96,30	92,59	100,00	96,30
2600	96,30	100,00	100,00	100,00	100,00
2700	100,00	96,30	100,00	100,00	100,00
2800	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
2900	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
3000	100,00	100,00	100,00	100,00	96,30

Levenberg-Marquardt eğitim algoritması kullanılarak yapılan sınıflandırmaların sonuçlarını “Gradient Descent” eğitim algoritması kullanılarak elde edilen sınıflandırma sonuçları ile karşılaştırabilmek için Levenberg-Marquardt sınıflandırma başarı özeti Tablo 4.15.’te gösterilmiştir.

Tablo 4.15. Levenberg-Marquardt sigara, cinsiyet, obezite sınıflandırmaları eğitim ve test başarı karşılaştırmaları

Gizli Katman	Sınıflandırma	Eğitim Başarı %		Test Başarı %	
		En Yüksek	En Düşük	En Yüksek	En Düşük
10	Sigara Kullanımı	98.67	47.33	100.00	44.44
	Cinsiyet	100.00	99.33	100.00	100.00
	Obezite	100.00	92.67	100.00	92.59
20	Sigara Kullanımı	99.33	94.00	100.00	92.59
	Cinsiyet	100.00	98.00	100.00	100.00
	Obezite	100.00	92.00	100.00	88.89
30	Sigara Kullanımı	98.67	74.00	100.00	85.19
	Cinsiyet	100.00	98.67	100.00	100.00
	Obezite	100.00	94.67	100.00	92.59
40	Sigara Kullanımı	98.67	65.33	100.00	74.07
	Cinsiyet	100.00	91.33	100.00	96.30
	Obezite	100.00	91.33	100.00	88.89
50	Sigara Kullanımı	98.67	82.67	100.00	81.48
	Cinsiyet	100.00	86.67	100.00	92.59
	Obezite	100.00	94.67	100.00	92.59

Tablo 4.16.’da tek tek yapılan sigara kullanımı, cinsiyet ve obezite sınıflandırma sonuçlarının her iki eğitim algoritmasına göre karşılaştırması görülmektedir. Yapılan

iterasyon ve gizli katman döngüsü her bir sınıflandırma 150 adet sonuç elde edilmesini sağlamıştır. Her bir eğitim sonucu eğitilen ağın eğitim verileri ve test verileri ile doğruluk karşılaştırması yapılmıştır. Tablo 4.16.'da bu doğruluk değerlerinin kaç tanesinin %98 başarıya eşit ya da daha büyük olduğuna bakılarak karşılaştırma tablosu elde edilmiştir. Elde edilen değerler Levenberg-Marquardt eğitim algoritması ile daha yüksek doğruluk oranları elde edildiğini de göstermiştir.

Tablo 4.16. Levenberg Marquardt ve Gradient Descent eğitim algoritmaları karşılaştırması

	Sigara		Cinsiyet		Obezite	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
Gradient Descent	3	6	93	95	52	114
Levenberg-Marquardt	49	88	147	147	119	123

4.2.1.3. Sigara, obezite, cinsiyet verileri ikili ve üçlü sınıflandırma sonuçları

Bu çalışmada tekli sınıflandırma (tek çıkış) sonuçlarının yanı sıra ikili ve üçlü gruplar halinde sınıflandırma (iki ve üç çıkışlı program mimarisi ile) testleri yapılmış, doğruluk oranları kontrol edilmiştir.

Tekli sınıflandırma sonuçlarının karşılaştırılmasında görüldüğü üzere Levenberg-Marquardt eğitim algoritması ile daha başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Bu sebeple yapılan ikili ve üçlü sınıflandırmalar için de aynı eğitim algoritması kullanılmıştır.

Tablo 4.17. Sigara-Obezite sınıflandırmasında farklı gizli katman sayılarına sahip YSA modelleri için eğitim doğruluk oranı

İterasyon	10 Gizli Katman	20 Gizli Katman	30 Gizli Katman	40 Gizli Katman	50 Gizli Katman
100	98,67	98,00	96,00	98,00	97,33
200	94,00	97,33	98,00	97,33	97,33
300	94,67	98,67	96,67	95,33	98,00
400	97,33	97,33	96,00	98,00	98,67
500	96,67	94,67	97,33	100,00	96,67
600	97,33	96,67	98,67	98,67	92,67
700	98,67	97,33	97,33	98,00	95,33
800	96,67	92,00	98,67	98,00	61,33
900	98,67	97,33	94,67	98,00	98,00
1000	97,33	96,00	94,67	96,67	92,00
1100	96,67	96,67	92,67	93,33	95,33

Tablo 4.17. (Devamı)

İterasyon	10 Gizli Katman	20 Gizli Katman	30 Gizli Katman	40 Gizli Katman	50 Gizli Katman
1200	57,33	95,33	97,33	96,67	98,00
1300	98,00	98,67	96,00	97,33	96,67
1400	96,00	94,67	98,00	98,00	96,67
1500	100,00	96,67	97,33	96,67	97,33
1600	96,67	95,33	96,67	96,00	96,67
1700	93,33	96,67	97,33	96,67	97,33
1800	91,33	94,67	97,33	98,67	96,00
1900	96,00	95,33	96,00	98,00	97,33
2000	98,00	98,67	98,00	97,33	96,00
2100	96,67	96,00	96,67	98,00	98,00
2200	96,67	98,00	98,67	97,33	98,00
2300	96,00	96,67	98,00	94,67	99,33
2400	92,00	99,33	98,00	96,67	98,00
2500	98,00	94,67	97,33	98,67	98,00
2600	92,67	98,00	87,33	96,67	98,67
2700	99,33	95,33	99,33	97,33	94,67
2800	94,00	97,33	96,00	97,33	98,67
2900	96,67	96,67	99,33	97,33	97,33
3000	98,00	98,67	96,67	94,67	100,00

Tablo 4.18. Sigara-Obezite sınıflandırmasında farklı gizli katman sayılarına sahip YSA modelleri için test doğruluk oranı

İterasyon	10 Gizli Katman	20 Gizli Katman	30 Gizli Katman	40 Gizli Katman	50 Gizli Katman
100	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
200	96,30	92,59	96,30	100,00	96,30
300	96,30	100,00	100,00	92,59	100,00
400	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
500	96,30	100,00	96,30	96,30	100,00
600	100,00	96,30	100,00	100,00	96,30
700	100,00	100,00	100,00	100,00	92,59
800	88,89	92,59	100,00	100,00	74,07
900	96,30	100,00	100,00	100,00	96,30
1000	96,30	92,59	96,30	92,59	92,59
1100	92,59	100,00	96,30	100,00	96,30
1200	66,67	100,00	100,00	100,00	100,00
1300	100,00	100,00	96,30	100,00	100,00
1400	100,00	96,30	100,00	100,00	100,00
1500	96,30	96,30	96,30	100,00	96,30
1600	96,30	96,30	100,00	96,30	100,00
1700	81,48	96,30	100,00	96,30	100,00
1800	96,30	92,59	96,30	100,00	88,89
1900	96,30	96,30	100,00	96,30	100,00
2000	100,00	100,00	100,00	100,00	96,30
2100	100,00	96,30	100,00	100,00	100,00
2200	100,00	100,00	100,00	92,59	100,00
2300	96,30	100,00	100,00	100,00	100,00

Tablo 4.18. (Devamı)

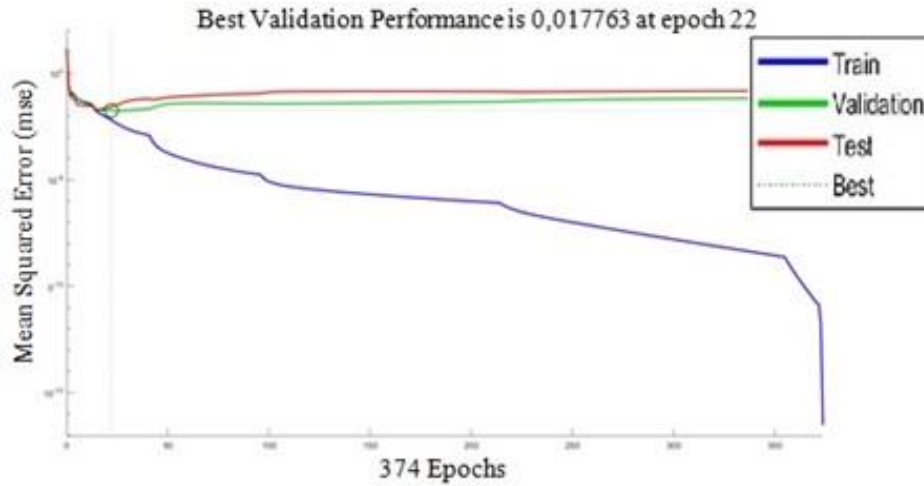
İterasyon	10 Gizli Katman	20 Gizli Katman	30 Gizli Katman	40 Gizli Katman	50 Gizli Katman
2400	92,59	100,00	100,00	100,00	100,00
2500	100,00	96,30	100,00	100,00	100,00
2600	85,19	100,00	88,89	100,00	100,00
2700	100,00	96,30	100,00	100,00	96,30
2800	88,89	100,00	100,00	100,00	100,00
2900	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
3000	100,00	96,30	92,59	96,30	100,00

Tablo 4.17. ve Tablo 4.18.'de görüleceği üzere eğitilen ağ giriş verilerine göre sigara ve obezite çıkışlarının ikisini başarılı olarak sınıflandırabilmiştir. Eğitim sınıflandırma sonuçlarında %100 başarıya 3 farklı gizli katman sayısında ulaşılabilmiştir. 10 gizli katman için 1200 iterasyonlu eğitim ise %57,33 ile en düşük başarı oranını göstermiştir. Test verileri için tüm gizli katman denemelerinde %100 sınıflandırma sonucu elde edilmiş ve yine 10 gizli katman ve 1200 iterasyonlu eğitim %66,67 ile en düşük sonucu elde etmiştir. Tablo 4.19.'da görüleceği gibi bu ikili sınıflandırmada 40 gizli katmanlı ağ eğitim %100 - %93,33 ve test %100 - %92,59 başarı aralıklarına ulaşarak en başarılı sonuçların elde edildiği ağ olarak öne çıkmaktadır.

Tablo 4.19. Sigara-Obezite sınıflandırmasında gizli katman sonuçlarının karşılaştırılması

Gizli Katman	Eğitim Başarı %		Test Başarı %	
	En Yüksek	En Düşük	En Yüksek	En Düşük
10	100.00	57.33	100.00	66.67
20	99.33	92.00	100.00	92.59
30	99.33	87.33	100.00	88.89
40	100.00	93.33	100.00	92.59
50	100.00	61.33	100.00	74.07

Şekil 4.11.'de ağın eğitimi ve testi sırasında elde edilen doğrulama performansı ve karesel hata grafiği yer almaktadır. Grafikte mavi eğri eğitim verileri kullanılarak elde edilen karesel hatayı temsil etmektedir. Yeşil eğri ise doğrulama veri setinin karesel hata grafiğini göstermektedir. Kırmızı eğri ise test verilerinin farklı iterasyon sayılarındaki karesel hatasını ifade etmektedir. Grafikte de görüleceği üzere 22. iterasyonda 0,017 değer ile en düşük karesel hata oranı elde edilmiştir.



Şekil 4.11. Levenberg-Marquardt ile oluşturulan yapay sinir ağına ait sigara-obezite doğrulama performansı

Sigara – Obezite ikili sınıflandırmasından sonra Sigara – Cinsiyet sınıflandırması ile ağın bu iki çıkış verisi için sınıflandırma başarısı incelenmiştir.

Tablo 4.20. ve Tablo 4.21.'de görüleceği üzere eğitilen ağ giriş verilerine göre sigara ve cinsiyet çıkışlarının ikisini başarılı olarak sınıflandırabilmiştir. Eğitim sınıflandırma sonuçlarında en yüksek %99,93 başarı oranına ulaşılabilmektedir. 40 gizli katman için 1100 iterasyonlu eğitim ise %66,67 ile en düşük başarı oranını göstermiştir. Test verileri için tüm gizli katman denemelerinde %100 sınıflandırma sonucu elde edilmiş ve yine 40 gizli katman ve 1100 iterasyonlu eğitim %77,78 ile en düşük sonucu elde etmiştir. Sigara-Obezite sınıflandırması aksine 40 gizli katmanlı ağ eğitim %98,67 - %66,67 ve test %100 - %77,78 başarı aralıklarına ulaşarak en başarısız sonuçların elde edildiği ağ olduğu Tablo 4.22.'de gösterilmektedir. 50 gizli katmanlı ağ yapısı ortalama %96,53 başarı oranı ile en başarılı sonuçları vermiştir.

Tablo 4.20. Sigara-Cinsiyet sınıflandırmasında farklı gizli katman sayılarına sahip YSA modelleri için eğitim doğruluk oranı

İterasyon	10 Gizli Katman	20 Gizli Katman	30 Gizli Katman	40 Gizli Katman	50 Gizli Katman
100	95,33	95,33	78,00	94,00	98,00
200	95,33	94,67	88,00	96,00	98,67
300	97,33	98,67	92,67	96,00	97,33
400	97,33	98,67	95,33	97,33	97,33
500	98,00	94,00	96,67	98,67	92,67
600	95,33	96,00	88,67	98,00	96,67

Tablo 4.20. (Devamı)

İterasyon	10 Gizli Katman	20 Gizli Katman	30 Gizli Katman	40 Gizli Katman	50 Gizli Katman
700	99,33	94,67	97,33	97,33	96,00
800	96,00	98,00	96,00	96,67	99,33
900	98,67	95,33	98,00	98,00	97,33
1000	97,33	98,00	97,33	86,00	96,67
1100	98,67	96,67	96,67	66,67	94,00
1200	98,67	97,33	98,00	93,33	96,00
1300	98,00	95,33	98,67	95,33	97,33
1400	94,67	96,00	95,33	97,33	96,67
1500	98,00	97,33	98,00	95,33	96,00
1600	86,67	99,33	98,67	98,67	96,67
1700	96,67	96,00	99,33	94,67	97,33
1800	97,33	96,67	98,00	94,67	97,33
1900	90,67	96,67	97,33	95,33	92,67
2000	95,33	96,00	96,67	98,67	96,00
2100	96,67	95,33	92,67	97,33	93,33
2200	96,67	98,67	92,67	96,67	95,33
2300	99,33	94,67	97,33	98,00	98,67
2400	98,67	97,33	98,00	97,33	96,67
2500	98,00	94,00	95,33	95,33	95,33
2600	96,67	98,67	96,00	97,33	97,33
2700	95,33	99,33	93,33	97,33	98,00
2800	96,67	99,33	94,67	96,00	97,33
2900	97,33	90,67	98,00	96,67	98,00
3000	95,33	96,00	92,67	96,67	96,00

Tablo 4.21. Sigara-Cinsiyet sınıflandırmasında farklı gizli katman sayılarına sahip YSA modelleri için test doğruluk oranı

İterasyon	10 Gizli Katman	20 Gizli Katman	30 Gizli Katman	40 Gizli Katman	50 Gizli Katman
100	100,00	96,30	88,89	92,59	96,30
200	96,30	96,30	92,59	96,30	100,00
300	100,00	100,00	92,59	92,59	96,30
400	96,30	100,00	96,30	100,00	100,00
500	100,00	96,30	100,00	100,00	96,30
600	96,30	100,00	92,59	100,00	100,00
700	100,00	92,59	100,00	100,00	96,30
800	100,00	100,00	96,30	100,00	100,00
900	96,30	96,30	100,00	100,00	96,30
1000	100,00	100,00	100,00	92,59	100,00
1100	96,30	96,30	100,00	77,78	96,30
1200	100,00	100,00	100,00	96,30	92,59
1300	100,00	96,30	100,00	96,30	100,00
1400	100,00	96,30	96,30	100,00	100,00
1500	96,30	96,30	96,30	100,00	100,00
1600	96,30	100,00	96,30	100,00	96,30
1700	100,00	100,00	100,00	92,59	100,00
1800	100,00	96,30	96,30	96,30	100,00

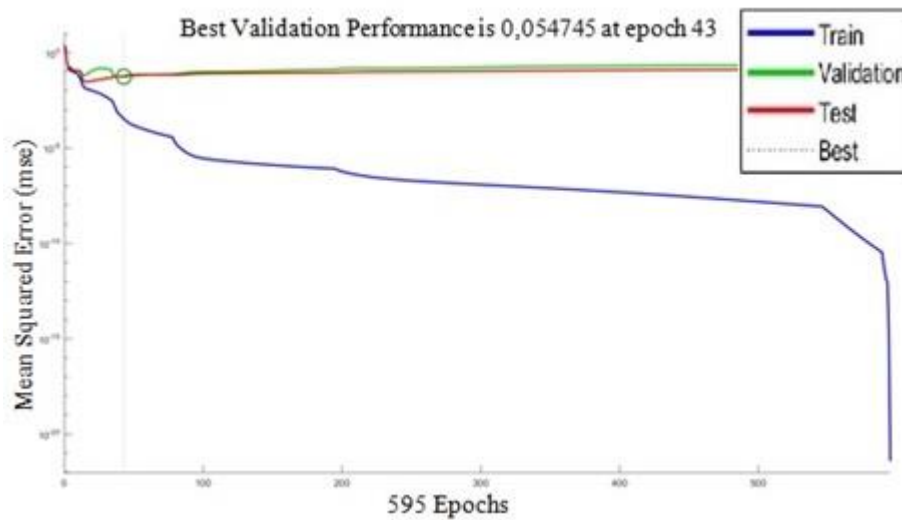
Tablo 4.21. (Devamı)

İterasyon	10 Gizli Katman	20 Gizli Katman	30 Gizli Katman	40 Gizli Katman	50 Gizli Katman
1900	96,30	100,00	100,00	92,59	92,59
2000	100,00	96,30	100,00	100,00	100,00
2100	96,30	96,30	96,30	100,00	88,89
2200	100,00	96,30	96,30	100,00	96,30
2300	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
2400	100,00	100,00	96,30	100,00	96,30
2500	96,30	100,00	100,00	92,59	96,30
2600	100,00	100,00	100,00	100,00	96,30
2700	96,30	100,00	96,30	92,59	100,00
2800	100,00	100,00	96,30	100,00	100,00
2900	100,00	88,89	92,59	92,59	100,00
3000	96,30	92,59	96,30	100,00	96,30

Tablo 4.22. Sigara-Cinsiyet sınıflandırmasında gizli katman sonuçlarının karşılaştırılması

Gizli Katman	Eğitim Başarı %		Test Başarı %	
	En Yüksek	En Düşük	En Yüksek	En Düşük
10	99.33	86.67	100.00	96.30
20	99.33	90.67	100.00	88.89
30	99.33	78.00	100.00	88.89
40	98.67	66.67	100.00	77.78
50	99.33	92.67	100.00	88.89

Şekil 4.12.'de görüleceği üzere 43. iterasyonda 0.05 değer ile en düşük karesel hata oranı elde edilmiştir.



Şekil 4.12. Levenberg-Marquardt ile Oluşturulan Yapay Sinir Ağına Ait Sigara-Cinsiyet Doğrulama Performansı

Sonraki adım olarak Cinsiyet – Obezite ikili sınıflandırma ile ağın bu iki çıkış verisi için sınıflandırma başarısı incelenmiştir.

Tablo 4.23., Tablo 4.24. ve Tablo 4.25.'de gösterildiği üzere, eğitilen ağ giriş verilerine göre sigara ve cinsiyet çıkışlarının ikisini başarılı olarak sınıflandırabilmiştir. Eğitim sınıflandırma sonuçlarında en yüksek %99,93 başarı oranına ulaşılabilmektedir. 50 gizli katman için 1200 iterasyonlu eğitim ise %53,33 ile en düşük başarı oranını göstermiştir. Test verileri için tüm gizli katman denemelerinde %100 sınıflandırma sonucu elde edilmiş ve 50 gizli katman ve 1500 iterasyonlu eğitim %62,96 ile en düşük sonucu elde etmiştir. Cinsiyet-Obezite sınıflandırmasında 50 gizli katmanlı ağ eğitim %93,84 ve test %96,42 başarı ortalaması ile en az başarılı, 10 gizli katmanlı ağ yapısı ise eğitim %97,38 ve test %98,77 başarı ortalaması ile en çok başarılı sonuçların elde edildiği ağ olmuştur. Şekil 4.13.'te belirtildiği gibi 25. iterasyonda 0,02 değer ile en düşük karesel hata oranı elde edilmiştir.

Tablo 4.23. Obezite-Cinsiyet sınıflandırmasında farklı gizli katman sayılarına sahip YSA modelleri için eğitim doğruluk oranı

İterasyon	10 Gizli Katman	20 Gizli Katman	30 Gizli Katman	40 Gizli Katman	50 Gizli Katman
100	98,00	80,67	96,67	96,67	95,33
200	97,33	95,33	95,33	98,67	98,00
300	96,00	95,33	97,33	97,33	97,33
400	98,67	97,33	96,00	95,33	96,67
500	96,67	94,67	98,00	98,67	98,67
600	96,00	96,67	98,67	98,67	94,67
700	98,00	82,67	95,33	97,33	99,33
800	99,33	98,00	97,33	95,33	96,00
900	98,67	98,67	98,00	96,00	92,00
1000	97,33	96,00	97,33	98,00	98,67
1100	97,33	97,33	98,00	93,33	94,00
1200	97,33	98,00	96,00	96,00	53,33
1300	94,67	97,33	98,67	96,67	97,33
1400	98,00	94,67	97,33	98,00	97,33
1500	98,67	98,00	97,33	96,67	59,33
1600	97,33	97,33	96,67	95,33	97,33
1700	97,33	99,33	95,33	94,67	97,33
1800	98,00	97,33	94,67	96,00	97,33
1900	97,33	98,00	96,00	97,33	94,67
2000	96,00	98,67	97,33	98,00	94,67
2100	98,67	98,00	97,33	97,33	93,33
2200	97,33	98,00	96,67	98,00	97,33
2300	98,00	98,00	98,00	88,67	97,33
2400	95,33	97,33	98,67	97,33	92,67
2500	98,67	95,33	95,33	98,00	97,33
2600	96,00	98,00	98,67	97,33	96,67
2700	97,33	95,33	99,33	98,67	97,33

Tablo 4.23. (Devamı)

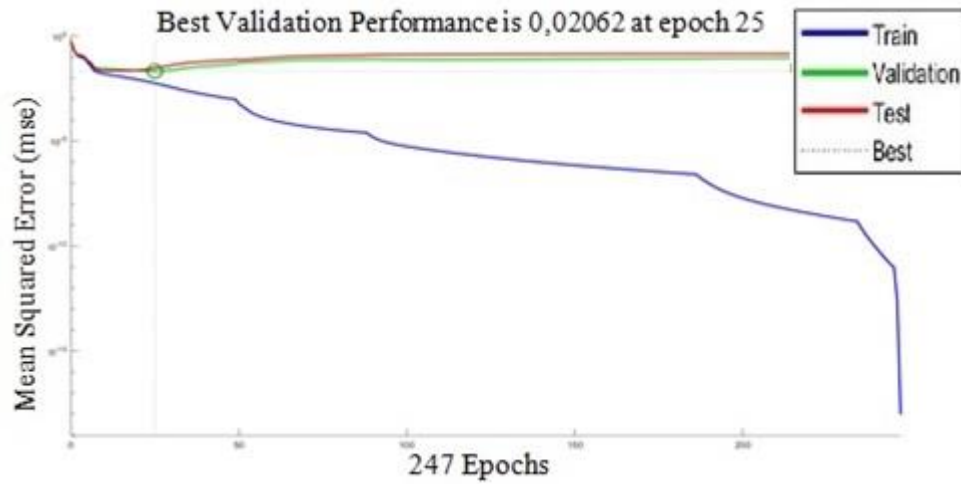
İterasyon	10 Gizli Katman	20 Gizli Katman	30 Gizli Katman	40 Gizli Katman	50 Gizli Katman
2800	97,33	96,67	96,67	98,00	97,33
2900	97,33	96,00	98,67	97,33	98,00
3000	97,33	97,33	99,33	96,00	98,67

Tablo 4.24. Obezite-Cinsiyet sınıflandırmasında farklı gizli katman sayılarına sahip YSA modelleri için test doğruluk oranı

İterasyon	10 Gizli Katman	20 Gizli Katman	30 Gizli Katman	40 Gizli Katman	50 Gizli Katman
100	100,00	88,89	96,30	100,00	100,00
200	96,30	96,30	96,30	100,00	100,00
300	100,00	96,30	100,00	100,00	100,00
400	100,00	96,30	100,00	96,30	100,00
500	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
600	100,00	100,00	100,00	100,00	96,30
700	100,00	92,59	96,30	92,59	100,00
800	96,30	100,00	100,00	100,00	100,00
900	100,00	100,00	96,30	100,00	96,30
1000	100,00	88,89	100,00	100,00	100,00
1100	96,30	100,00	100,00	96,30	96,30
1200	100,00	100,00	100,00	96,30	66,67
1300	96,30	100,00	100,00	100,00	100,00
1400	100,00	96,30	100,00	100,00	100,00
1500	96,30	100,00	100,00	100,00	62,96
1600	100,00	100,00	96,30	100,00	100,00
1700	100,00	100,00	92,59	100,00	96,30
1800	96,30	100,00	92,59	96,30	100,00
1900	100,00	100,00	92,59	100,00	92,59
2000	100,00	100,00	100,00	100,00	96,30
2100	100,00	100,00	100,00	96,30	96,30
2200	96,30	100,00	100,00	96,30	100,00
2300	100,00	96,30	100,00	92,59	96,30
2400	96,30	100,00	100,00	100,00	100,00
2500	100,00	96,30	96,30	96,30	100,00
2600	96,30	100,00	100,00	100,00	100,00
2700	100,00	96,30	100,00	100,00	96,30
2800	96,30	100,00	100,00	100,00	100,00
2900	100,00	92,59	96,30	100,00	100,00
3000	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00

Tablo 4.25. Obezite-Cinsiyet sınıflandırmasında gizli katman sonuçlarının karşılaştırılması

Gizli Katman	Eğitim Başarı %		Test Başarı %	
	En Yüksek	En Düşük	En Yüksek	En Düşük
10	99.33	94.67	100.00	96.30
20	99.33	80.67	100.00	88.89
30	99.33	94.67	100.00	92.59
40	98.67	88.67	100.00	92.59
50	99.33	53.33	100.00	62.96



Şekil 4.13. Levenberg-Marquardt ile oluşturulan yapay sinir ağına ait obezite-cinsiyet doğrulama performansı

Şekil 4.13. incelendiğinde Obezite - Cinsiyet sınıflandırmaları beraber yapıldıklarında yüksek başarı elde edildiği görülmüştür.

Son olarak üçlü (Sigara, Cinsiyet ve Obezite) çıkış verisi için sınıflandırma başarısı incelenmiştir, sonuçlar Tablo 4.26., Tablo 4.27. ve Tablo 4.28.'de gösterilmiştir.

Tablo 4.26. Sigara-Obezite-Cinsiyet sınıflandırmasında farklı gizli katman sayılarına sahip YSA modelleri için eğitim doğruluk oranı

İterasyon	10 Gizli Katman	20 Gizli Katman	30 Gizli Katman	40 Gizli Katman	50 Gizli Katman
100	94,00	97,33	97,33	91,33	85,33
200	94,67	91,33	95,33	94,67	96,00
300	97,33	98,00	96,00	95,33	87,33
400	94,67	94,67	94,00	84,67	96,67
500	95,33	94,00	96,00	94,00	78,00
600	97,33	96,67	96,00	95,33	96,00
700	98,67	96,67	96,67	94,00	94,67
800	96,00	98,00	96,67	58,67	96,00
900	92,00	96,67	98,00	95,33	96,67
1000	96,00	97,33	97,33	98,67	94,00
1100	98,00	80,00	94,67	98,00	96,00
1200	98,00	97,33	84,00	96,00	97,33
1300	88,67	94,67	92,00	94,67	86,67
1400	95,33	98,67	95,33	98,00	98,67
1500	97,33	84,00	92,00	98,00	96,67
1600	94,67	96,67	92,67	94,00	94,00
1700	96,00	94,67	71,33	92,67	95,33
1800	95,33	94,00	94,00	93,33	74,67
1900	96,67	94,00	76,00	94,67	96,67
2000	98,00	98,67	98,00	93,33	97,33

Tablo 4.26. (Devamı)

İterasyon	10 Gizli Katman	20 Gizli Katman	30 Gizli Katman	40 Gizli Katman	50 Gizli Katman
2100	97,33	96,00	94,67	95,33	95,33
2200	95,33	97,33	92,67	95,33	94,00
2300	97,33	96,67	96,67	93,33	96,00
2400	94,00	92,67	98,67	96,00	97,33
2500	98,67	89,33	96,67	94,00	92,00
2600	96,67	89,33	97,33	77,33	98,67
2700	86,67	94,67	92,67	92,67	95,33
2800	98,67	98,00	92,67	91,33	93,33
2900	97,33	96,67	93,33	97,33	78,67
3000	95,33	72,00	96,67	90,67	95,33

Ağ giriş verilerine göre sigara, cinsiyet ve Obezite çıkışlarını üçlü olarak ortalama %93,74 eğitim başarısı ve %96,72 test başarısı ile sınıflandırabilmiştir. Eğitim sınıflandırma sonuçlarında en yüksek %98,67 başarı oranına ulaşılabilmektedir. Test verileri için tüm gizli katman denemelerinde %100 sınıflandırma sonucu elde edilmiştir. 40 gizli katmanlı ağ eğitim %92,60 ve test %95,68 en düşük başarı performansını göstermiştir, 10 gizli katmanlı ağ yapısı ise eğitim %95,71 ve test %97,29 başarı ortalaması ile en başarılı sonuçların elde edildiği ağ olmuştur.

Tablo 4.27. Sigara-Obezite-Cinsiyet sınıflandırmasında farklı gizli katman sayılarına sahip YSA modelleri için test doğruluk oranı

İterasyon	10 Gizli Katman	20 Gizli Katman	30 Gizli Katman	40 Gizli Katman	50 Gizli Katman
100	96,30	100,00	100,00	100,00	88,89
200	96,30	92,59	96,30	100,00	100,00
300	100,00	100,00	100,00	92,59	88,89
400	96,30	100,00	96,30	92,59	100,00
500	100,00	100,00	96,30	100,00	85,19
600	100,00	96,30	96,30	100,00	100,00
700	96,30	100,00	96,30	96,30	96,30
800	96,30	100,00	100,00	51,85	100,00
900	92,59	100,00	96,30	96,30	100,00
1000	96,30	96,30	100,00	100,00	96,30
1100	100,00	88,89	96,30	100,00	100,00
1200	100,00	100,00	92,59	96,30	100,00
1300	92,59	96,30	88,89	100,00	92,59
1400	96,30	96,30	100,00	100,00	100,00
1500	96,30	96,30	92,59	100,00	100,00
1600	96,30	96,30	96,30	96,30	92,59
1700	100,00	100,00	85,19	96,30	100,00
1800	96,30	100,00	96,30	96,30	88,89
1900	100,00	96,30	92,59	100,00	96,30
2000	96,30	96,30	100,00	100,00	100,00

Tablo 4.27. (Devamı)

İterasyon	10 Gizli Katman	20 Gizli Katman	30 Gizli Katman	40 Gizli Katman	50 Gizli Katman
2100	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
2200	96,30	100,00	96,30	96,30	100,00
2300	100,00	100,00	100,00	96,30	100,00
2400	96,30	96,30	100,00	100,00	100,00
2500	96,30	92,59	100,00	92,59	100,00
2600	100,00	92,59	96,30	85,19	100,00
2700	92,59	96,30	96,30	92,59	100,00
2800	100,00	100,00	92,59	92,59	96,30
2900	96,30	100,00	100,00	100,00	85,19
3000	96,30	81,48	100,00	100,00	100,00

Tablo 4.28. Sigara-Obezite-Cinsiyet sınıflandırmasında gizli katman sonuçlarının karşılaştırılması

Gizli Katman	Eğitim Başarı %			Test Başarı %		
	En Yüksek	En Düşük	Ortalama	En Yüksek	En Düşük	Ortalama
10	98.67	86.67	95.71	100.00	92.59	97.29
20	98.67	72.00	93.87	100.00	81.48	97.04
30	98.67	71.33	93.51	100.00	85.19	96.67
40	98.67	58.67	92.60	100.00	51.85	95.68
50	98.67	74.67	93.00	100.00	85.19	96.91

4.2.2. Kullanılan program yapısı için bazı komutların anlatımı

1. MATLAB çalışma alanı (eski veriler ve sonuçların bulunduğu kısım olan ve editör ekranda sol altta görülen “workspace”) temizlenir, komut penceresi temizlenir ve açık olan tüm şekiller kapanır, “clr” komutu MATLAB programını resetlemek için hızlı ve kısa bir komuttur.
2. MATLAB programında kullandığımız ya da elde ettiğimiz verileri saklamak ve geri çağırmak mümkündür. MATLAB veri saklamak için “mat” uzantılı dosyalar kullanılmaktadır. Çalışma alanı (workspace) bütün olarak MATLAB editör üzerindeki komut satırından seçilerek komple kaydedilebileceği gibi komut satırı ile “save” komutu yazılarak ta kaydedilebilir. Kullanılan program için kayıt alınmış “mat” uzantılı eğitim ve test dataları “load” komutu kullanılarak editör ekranı vasıtası ile çağrılmaktadır.
3. Bu tez çalışmasında SFT test verilerinin yanı sıra karşılaştırma yapmak için sigara içme, obezite ve cinsiyet ayrımı yapmak amacı ile her test verisinin

yanına üçer bilgi sütunu daha eklenerek test verisinin alındığı kişinin durumları sigara kullanımına göre, kullanıyorsa 1 kullanmıyorsa 0, kişi kadın ise 1 erkek ise 0, kişide obezite bulgusu varsa 1 yoksa 0 bilgileri eklenmiştir. Aşağıdaki komut satırlarında, kod yardımı ile eğitim verileri sigara, cinsiyet ve obezite sütunları ayrı ayrı seçilerek transpozeleri alınırken eğitim verileri özellik ve sınıflarına göre ayrılmıştır.

```
egitim_veri=transpose(egitim_data(:,1:8));
egitim_sinif_sigara=transpose(egitim_data(:,9));
egitim_sinif_cinsiyet=transpose(egitim_data(:,10));
egitim_sinif_obezite=transpose(egitim_data(:,11));
```

Şekil 4.14. Eğitim verileri özellik ayırma

4. Şekil 4.15. incelendiğinde eğitim verilerinin özellik ve sınıflarına ayırmak için kullanılan yöntemle test verilerinin de özellik ve sınıflarına ayrıldığı görülmektedir.

```
test_veri=transpose(test_data(:,1:8));
test_sinif_sigara=transpose(test_data(:,9));
test_sinif_cinsiyet=transpose(test_data(:,10));
test_sinif_obezite=transpose(test_data(:,11));
```

Şekil 4.15. Test verileri özellik ayırma

5. Şekil 4.16’da gösterilen program satırlarında “newff” ile ileri beslemeli geri yayımlı ağ yapısı seçilmiştir. Bu seçimden sonra yapıya uygun transfer ve aktivasyon fonksiyonları ile uygun algoritma seçilmelidir. Örnekte görüldüğü üzere bu çalışma için yazılmış olan kod sırası ile logsig, purelin, traingdx komutları ile logistic sigmoid ve purelin lineer aktivasyon fonksiyonları ve gradient descent (momentum ve adaptif lr özellikli) tanımlamaktadır. İkinci komut satırında iterasyon (epok) belirlenmiş ve sonraki satırlarda sırası ile öğrenme katsayısı ve momentum sabitleri atanmış ayrıca maksimum validasyon hatası atanmıştır. Kullanılan “for” döngüleri katman ve iterasyonların her döngü için kaçar artacağını ve toplam kaç katman ve iterasyon yapılacağını belirlemek amacı ile kullanılmıştır.

```

for katman=10:10:50

    for iterasyon=100:100:3000

        dongu(iterasyon/100,1)= iterasyon;

[net_sigara]=newff(egitim_veri,egitim_sinif_sigara,[katman
1],{'logsig','purelin'},'traingdx');
net_sigara.trainParam.epochs=iterasyon;
net_sigara.trainParam.lr=0.9;
net_sigara.trainParam.mc=0.7;
net_sigara.trainParam.max_fail=1000;

```

Şekil 4.16. YSA yapısının oluşturulması

6. Yapay Sinir ağını eğitmek için Şekil 4.17’de gösterilen komut kullanılmıştır. Bu adımda önceki adımlarda isimlerini yapılarını belirlediğimiz ve transpozisini aldığımız veriler ile yapay sinir ağı eğitilmektedir.

```

[net_sigara,tr_sigara]=train(net_sigara,egitim_veri,egitim_sini
f_sigara);

```

Şekil 4.17. Ağın eğitilmesi

7. Şekil 4.18.’de gösterildiği üzere “round” komutu ile eğitim sonuçları yuvarlama yapıp, “sim” komutu ile simülasyonu yapılmıştır.

```

[cikisegitim_sigara]=sim(net_sigara,egitim_veri);
cikisegitim_sigara=round(cikisegitim_sigara);

```

Şekil 4.18. Ağın simülasyonu

8. Bir önceki adımda yapılan işlem test sonuçları için tekrar edilerek eğitim ve test sonuç karşılaştırmaları yine program vasıtası ile yapılmıştır.

Levenberg-Marquardt algoritması ile yazılmış program ve doğruluk karşılaştırma grafikleri Ek-A’da, gradient descent ile yazılmış program ve doğruluk karşılaştırma grafikleri ise Ek-B’de verilmiştir.

BÖLÜM 5. TARTIŞMA ve SONUÇ

Yapay sinir ağları üzerinde çalışmalar yapılırken çeşitli fikir ve denemelerden birisi de giriş verilerini yalnızca SFT test değerlerini (FVC, FEV1, FEV1/FVC) alarak giriş verisi hazırlamak olmuştur. Fakat birçok denemeden sonra SFT sonuçlarının tek başına güvenilir bir bilgi oluşturamadığı, kişinin yaş, boy ve kilo bilgileri ile istenilen sonuçlara varılabildiği görülmüştür. Öğrenme metodu geliştirilip, derin öğrenme gibi metotlar kullanılarak yalnızca SFT ölçüm sonuçları ile başarıya ulaşım sağlayamayacağının ayrıca bir araştırma konusu olabileceği tartışılmıştır.

Deneme eleme yöntemi ile oluşturulan iki ağ yapısı (Levenberg-Marquardt ve Gradient Descent & Adaptive LR) incelendiğinde iki yapının başarı oranlarının birbirine yakın olduğu görülmüş, sonraki adımlarda varyasyon denemelerine LVM ile devam edilmiştir.

Sırası ile yapılmış olan iki ve üç çıkışlı (Sigara-Obezite, Obezite-Cinsiyet, Cinsiyet-Sigara ve Cinsiyet-Sigara-Obezite) denemelere ait sonuçlar incelendiğinde tüm varyasyonlar için çıkışlarda yüksek başarı elde edilmiştir.

Bu sonuçlara göre sigara kullanımı, obezite ve cinsiyet ayrımı için yapay sinir ağı ile tahmin sonuçlarının tümünde başarı elde edildiği görülmüştür. Solunum fonksiyon test sonuçlarının sigara kullanımı, obezite ve cinsiyet ile doğrudan ilişkili olduğu sonucuna varılmıştır. İleride biyomedikal alanda farklı sağlık tespitleri yapmak için ya da hasta izleme sistemleri kurmak amacı ile kullanılabileceği varılmış sonuçlar arasında olmak ile beraber sağlık alanı dışında geliştirilerek biyometrik tanıma sistemleri gibi alanlarda da işlev görebilecekleri sonucuna ulaşılmıştır.

KAYNAKLAR

- [1] DEMİR, T., YILDIRIM, N., “SOLUNUM FONKSİYON TESTLERİ (SFT) HASTALARIMIZA NEDEN, NASIL YAPILIR?”, İÜ Cerrahpaşa Tıp Fakültesi Ders Notu.
<https://docplayer.biz.tr/4345680-Solunum-fonksiyon-testleri-sft-hastalarimiza-neden-nasil-yapilir.html>, Erişim Tarihi: 10.Mart.2019.
- [1] VAGAS, E., AKGÜL, A.G., “Solunum Sistemi Fizyolojisi Ve Çocuklardaki Farklar”, Toraks Dergisi, Cilt.10: 77-83, 2009.
- [2] AKTAN, R., “Obez ve Pre-Obez Bireylerde Solunum Fonksiyonlarının, Fiziksel Aktivite Düzeyinin ve Yaşam Kalitesinin Karşılaştırılması”, Dokuz Eylül Üniversitesi Sağlık Bil. Ens., Kardiyopulmoner Fizyoterapi, Yüksek Lisans Tezi, 2016.
- [3] OUD, M., “Lung Function Interpolation by Means of Neural-Network-Supported Analysis Of Respiration Sounds”, Medical Engineering & Physics, 25:309–316, 2003.
- [4] JAFARI, S., ARABALIBEIK, H., AGIN, K., “Classification of Normal and Abnormal Respiration Patterns Using Flow Volume Curve and Neural Network”, 5th International Symposium on Health Informatics and Bioinformatics, Antalya, April 20-22, 2010.
- [5] WAGHMARE, K.A., CHATUR, P. N., WAKODE, B.V., “Spirometry Data Classification and Prediction Using Artificial Neural Network: A Review”, International Journal of Research in IT, Management and Engineering, Vol.2, Iss.1: 85-90, 2012.
- [6] COŞĞUN, S., “Ekspirasyon Akım Volüm Eğrisi ile Cinsiyet, Yaş ve Boy Kestirimi”, Atatürk Üniversitesi FBE, Elektrik Elektronik Mühendisliği EABD., Haberleşme BD., Yüksek Lisans Tezi, 2014.
- [7] ARSEVEN, O., “Temel Akciğer Sağlığı ve Hastalıkları Ders Kitabı”, 2. Baskı, Toraks Kitapları, Sayı:13, Ekim, 2015.
- [9] CANAN, S., “Solunum Sistemi Fizyolojisi”, Yıldırım Beyazıt Üniversitesi SBF Hemşirelik Bölümü Fizyoloji
<http://www.sinancanan.net/akademik/dersler/>, Erişim Tarihi: 23.04.2019.

- [10] ULUBAY, G., KÖKTÜRK, N., GÖREK DİLEKTAŞLI, A., ŞEN, E., ÇİFTÇİ, F., DEMİR, T., YILDIZ, Ö., GEMİCİOĞLU, B., SARYAL, S., “Türk Toraks Derneği Ulusal Spirometri ve Laboratuvar Standartları”, *Tuberk Toraks* 65(2):117-130, 2017.
- [11] BARR, R.G., ENRIGHT, P., HANKINSON, J., “Manual for Pulmonary Function”, HCHS/SOL Pulmonary Function Reading Center, <http://www.csc.unc.edu/hchs/>, January, 2008.
- [12] AKKOCA, Ö., “Solunum Fonksiyon Testleri” Eğitim Sunumu, Ankara Üniversitesi Tıp Fakültesi, Göğüs Hastalıkları ABD, 2009.
- [13] PETTY, T.L., “John Hutchinson's Mysterious Machine”, Health Sciences Center, Denver, Colorado, 1987.
- [14] BARTU SARYAL, S., “Solunum Fonksiyon Testlerinin Tarihçesi”, Türk Toraks Derneği, e-kitap, 1999.
- [15] OĞUZÜLGEN, İ.K., “Solunum fonksiyon testleri nasıl değerlendirilir?”, *Türk Kardiyol Dern Arş - Arch Turk Soc Cardiol*, 41(6):557-560, 2013.
- [16] BARTU SARYAL, S., “Solunum Fonksiyon Testleri Ders Sunumu”, AÜTF Göğüs Hastalıkları Anabilim Dalı, 2003.
- [17] KUYUMCU, G., “Ankara Üniversitesi Tıp Fakültesi 1. ve 6. Sınıf Öğrencilerinde Vücut Kitle İndeksi ve Bazı İlişkili Etmenler”, Ankara Üniversitesi, Tıp Fakültesi, Halk Sağlığı ABD., Tıpta Uzmanlık Tezi, 2007.
- [18] YİĞİT, A., “İş Süreçlerinde İnsan Görüşünü Derin Öğrenme ile Destekleme”, Yüksek Lisans Tezi, Trakya Üniversitesi FBE, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, 2017.
- [19] DEMİR, R., “Yapay Sinir Ağları Yardımı ile Şirket Birleşmelerinin Kestirimi”, Doktora Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı, 2007.
- [20] ALTUN, H., EMİNOĞLU, U., TEZEKİCİ, B.S., “MLP Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme Sürecinin Aktivasyon Fonksiyonu ve İstatistiksel Değişim Gösteren Giriş Verilerine Bağımlılığı”, Bildiri, Eleco`2002 Elektrik - Elektronik - Bilgisayar Mühendisliği Sempozyumu, Bursa, 18-22 Aralık, 2002.
- [21] BOZKURT M.R., “Nöral Sistemlere Giriş – Ders Notu”, Sakarya Üniversitesi Ders Notu, 2014.
- [22] BOZKURT M.R., “Sinirsel Hesap ve Sinirsel Ağlar Ders Notları”, Sakarya Üniversitesi, 2014.

- [23] DOĞAN, M., “Yapay Sinir Ağları Temelli Tibbî Teşhis Sistemi”, Anadolu Üniv. FBE, Bilgisayar Mühendisliği ABD., Yüksek Lisans Tezi, 2003.
- [24] ŞEN, C., “İçme Suyu Tesislerinde SCADA Sistemlerinde Sezgisel Yaklaşımların Uygulanması”, Sakarya Üniv. FBE, Elektrik Elektronik Mühendisliği EABD., Yüksek Lisans Tezi, 2018.
- [25] MATHISEN M.L., “Noise filtering from a nonlinear system by using AANN”, Master Thesis, University of Stavanger-Norway, Faculty of Science and Technology, Constructions and Materials/ Energy Program, 2010.
- [26] ŞENER, T., “Yapay Yapay Sinir Ağları Yaklaşımı ile Uçuş Kontrol Sisteminde Arıza Tesbiti ve Yalıtımı”, İstanbul Teknik Üniversitesi FBE., Uçak Mühendisliği ABD., Yüksek Lisans Tezi, 2003.
- [27] ÖZKURT, S., BOSTANCI, M., ALTIN R., ÖZŞAHİN, A., AKDAĞ, B., “Tıp Fakültesi Çalışanlarında Sigara İçme Prevalansı, Nikotin Bağımlılığı ve Solunum Fonksiyon Testleri”, Tüberküloz ve Toraks Dergisi, 48(2): 140-147, 2000.
- [28] ÖZKAN, Ö., “Sempatik Deri Cevabı İşaretinin Yapay Sinir Ağları ile Fibromiyalji Sendromunun Teşhisinde Kullanılması”, Sakarya Üniversitesi FBE, Elektrik Elektronik Mühendisliği EABD., Doktora Tezi, 2012.
- [29] AKINCI, B., ÖZŞEN, S., “Yapay Sinir Ağları Kullanarak Otomatik Araç Pilotu Tasarlanması”, Elektrik-Elektronik ve Bilgisayar Sempozyumu, 211-216, Elazığ, 2011.

EKLER

EK A: Gradient Descent Algoritması İle Yazılan Program Ve Doğruluk Tabloları

```
clear all; close all;clc;

%verilerin okunması
load egitim_data.mat
load test_data.mat

%eğitim verilerinin özellik ve sınıfların ayrılması
egitim_veri=transpose(egitim_data(:,1:8));
egitim_sinif_sigara=transpose(egitim_data(:,9));
egitim_sinif_cinsiyet=transpose(egitim_data(:,10));
egitim_sinif_obezite=transpose(egitim_data(:,11));

%test verilerinin özellik ve sınıfların ayrılması
test_veri=transpose(test_data(:,1:8));
test_sinif_sigara=transpose(test_data(:,9));
test_sinif_cinsiyet=transpose(test_data(:,10));
test_sinif_obezite=transpose(test_data(:,11));

for katman=10:10:50

    for iterasyon=100:100:3000

        dongu(iterasyon/100,1)= iterasyon;

        %YSA yapısının oluşturulması sigara kullanımı için

        [net_sigara]=newff(egitim_veri,egitim_sinif_sigara,[katman
1],{'logsig','purelin'},'traingdx');
net_sigara.trainParam.epochs=iterasyon;
net_sigara.trainParam.lr=0.9;
net_sigara.trainParam.mc=0.7;
net_sigara.trainParam.max_fail=1000;

        %YSA yapısının eğitilmesi
        [net_sigara,tr_sigara]=train(net_sigara,egitim_veri,egitim_sinif_sig
ara);
```

```

%eđitim sonucu
[cikiseđitim_sigara]=sim(net_sigara, eđitim_veri);
cikiseđitim_sigara=round(cikiseđitim_sigara);

%test sonucu
[cikistest_sigara]=sim(net_sigara, test_veri);
cikistest_sigara=round(cikistest_sigara);

L_eđitim_sigara=length(eđitim_sinif_sigara);
hata_eđitim_sigara=0;

%YSA yapısının eđitim performansının eldesi

for i=1:L_eđitim_sigara

    if cikiseđitim_sigara(1,i)~=eđitim_sinif_sigara(1,i)

        hata_eđitim_sigara=hata_eđitim_sigara+1;

    end

end

yuzdehata_eđitim_sigara=hata_eđitim_sigara*100/L_eđitim_sigara;
fprintf('Eđitim dogruluk=%f\\n', 100-yuzdehata_eđitim_sigara);

dogruluk_eđitim_sigara(iterasyon/100, katman/10)=100-
yuzdehata_eđitim_sigara;

L_test_sigara=length(test_sinif_sigara);
hata_test_sigara=0;

%YSA yapısının test performansının eldesi

for i=1:L_test_sigara

    if cikistest_sigara(1,i)~=test_sinif_sigara(1,i)

        hata_test_sigara=hata_test_sigara+1;

    end

end

yuzdehata_test_sigara=hata_test_sigara*100/L_test_sigara;
fprintf('test dogruluk=%f\\n', 100-yuzdehata_test_sigara);

dogruluk_test_sigara(iterasyon/100, katman/10)=100-
yuzdehata_test_sigara;

```

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
```

```
%YSA yapısının oluşturulması cinsiyet kullanımı için
```

```
[net_cinsiyet]=newff(egitim_veri,egitim_sinif_cinsiyet,[katman
1],{'logsig','purelin'},'traingdx');
net_cinsiyet.trainParam.epochs=iterasyon;
net_cinsiyet.trainParam.lr=0.9;
net_cinsiyet.trainParam.mc=0.7;
net_cinsiyet.trainParam.max_fail=1000;
```

```
%YSA yapısının eğitilmesi
```

```
[net_cinsiyet,tr_cinsiyet]=train(net_cinsiyet,egitim_veri,egitim_sin
if_cinsiyet);
```

```
%eğitim sonucu
```

```
[cikisegitim_cinsiyet]=sim(net_cinsiyet,egitim_veri);
cikisegitim_cinsiyet=round(cikisegitim_cinsiyet);
```

```
%test sonucu
```

```
[cikistest_cinsiyet]=sim(net_cinsiyet,test_veri);
cikistest_cinsiyet=round(cikistest_cinsiyet);
```

```
L_egitim_cinsiyet=length(egitim_sinif_cinsiyet);
hata_egitim_cinsiyet=0;
```

```
%YSA yapısının eğitim performansının eldesi
```

```
for i=1:L_egitim_cinsiyet
```

```
    if cikisegitim_cinsiyet(1,i)~=egitim_sinif_cinsiyet(1,i)
```

```
        hata_egitim_cinsiyet=hata_egitim_cinsiyet+1;
```

```
    end
```

```
end
```

```
yuzdehata_egitim_cinsiyet=hata_egitim_cinsiyet*100/L_egitim_cinsiyet
;
fprintf('Eğitim dogruluk=%f\n', 100-yuzdehata_egitim_cinsiyet);
```

```
dogruluk_egitim_cinsiyet(iterasyon/100,katman/10)=100-
yuzdehata_egitim_cinsiyet;
```

```

L_test_cinsiyet=length(test_sinif_cinsiyet);
hata_test_cinsiyet=0;

%YSA yapısının test performansının eldesi

for i=1:L_test_cinsiyet

    if cikistest_cinsiyet(1,i)~=test_sinif_cinsiyet(1,i)

        hata_test_cinsiyet=hata_test_cinsiyet+1;

    end

end

yuzdehata_test_cinsiyet=hata_test_cinsiyet*100/L_test_cinsiyet;
fprintf('test dogruluk=%f\n', 100-yuzdehata_test_cinsiyet);

dogruluk_test_cinsiyet(iterasyon/100,katman/10)=100-
yuzdehata_test_cinsiyet;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

%YSA yapısının oluşturulması obezite kullanımını için

[net_obezite]=newff(egitim_veri,egitim_sinif_obezite,[katman
1],{'logsig','purelin'},'traingdx');
net_obezite.trainParam.epochs=iterasyon;
net_obezite.trainParam.lr=0.9;
net_obezite.trainParam.mc=0.7;
net_obezite.trainParam.max_fail=1000;

%YSA yapısının eğitilmesi
[net_obezite,tr_obezite]=train(net_obezite,egitim_veri,egitim_sinif_
obezite);

%eğitim sonucu
[cikisegitim_obezite]=sim(net_obezite,egitim_veri);
cikisegitim_obezite=round(cikisegitim_obezite);

%test sonucu
[cikistest_obezite]=sim(net_obezite,test_veri);
cikistest_obezite=round(cikistest_obezite);

L_egitim_obezite=length(egitim_sinif_obezite);
hata_egitim_obezite=0;

%YSA yapısının eğitim performansının eldesi

```

```

for i=1:L_egitim_obeziite
    if cikisegitim_obeziite(1,i)~=egitim_sinif_obeziite(1,i)
        hata_egitim_obeziite=hata_egitim_obeziite+1;
    end
end

yuzdehata_egitim_obeziite=hata_egitim_obeziite*100/L_egitim_obeziite;
fprintf('Eđitim dogruluk=%f\\n', 100-yuzdehata_egitim_obeziite);

dogruluk_egitim_obeziite(iterasyon/100,katman/10)=100-
yuzdehata_egitim_obeziite;

L_test_obeziite=length(test_sinif_obeziite);
hata_test_obeziite=0;

%YSA yapısının test performansının eldesi

for i=1:L_test_obeziite
    if cikistest_obeziite(1,i)~=test_sinif_obeziite(1,i)
        hata_test_obeziite=hata_test_obeziite+1;
    end
end

yuzdehata_test_obeziite=hata_test_obeziite*100/L_test_obeziite;
fprintf('test dogruluk=%f\\n', 100-yuzdehata_test_obeziite);

dogruluk_test_obeziite(iterasyon/100,katman/10)=100-
yuzdehata_test_obeziite;

end
end

Egitim_dog_sigara=[dongu(:,1) dogruluk_egitim_sigara];
Test_dog_sigara=[dongu(:,1) dogruluk_test_sigara];

Egitim_dog_cinsiyet=[dongu(:,1) dogruluk_egitim_cinsiyet];
Test_dog_cinsiyet=[dongu(:,1) dogruluk_test_cinsiyet];

Egitim_dog_obeziite=[dongu(:,1) dogruluk_egitim_obeziite];
Test_dog_obeziite=[dongu(:,1) dogruluk_test_obeziite];

```

```

% Türkçe Grafik Çizdirimi
% sigara kullanımı için grafik çizimi

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_sigara(:,1), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_sigara(:,1), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('İterasyon')

ylabel('Doğruluk (%)')

title('10 Adet Gizli Katmana Sahip YSA Yapısının Sigara Kullanımı
Sınıflandırması için Eğitim ve Test Doğrulukları')

legend('Eğitim',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_sigara(:,2), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_sigara(:,2), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('İterasyon')

ylabel('Doğruluk (%)')

title('20 Adet Gizli Katmana Sahip YSA Yapısının Sigara Kullanımı
Sınıflandırması için Eğitim ve Test Doğrulukları')

legend('Eğitim',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_sigara(:,3), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_sigara(:,3), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('İterasyon')

ylabel('Doğruluk (%)')

title('30 Adet Gizli Katmana Sahip YSA Yapısının Sigara Kullanımı
Sınıflandırması için Eğitim ve Test Doğrulukları')

```

```

legend('Eđitim',...
      'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_sigara(:,4), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_sigara(:,4), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('İterasyon')

ylabel('Dođruluk (%)')

title('40 Adet Gizli Katmana Sahip YSA Yapısının Sigara Kullanımı
Sınıflandırması için Eđitim ve Test Dođrulukları')

legend('Eđitim',...
      'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_sigara(:,5), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_sigara(:,5), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('İterasyon')

ylabel('Dođruluk (%)')

title('50 Adet Gizli Katmana Sahip YSA Yapısının Sigara Kullanımı
Sınıflandırması için Eđitim ve Test Dođrulukları')

legend('Eđitim',...
      'Test')

% cinsiyet için grafik çizimi

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_cinsiyet(:,1), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_cinsiyet(:,1), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('İterasyon')

ylabel('Dođruluk (%)')

```



```

title('10 Adet Gizli Katmana Sahip YSA Yapısının Cinsiyet
Sınıflandırması için Eğitim ve Test Doğrulukları')

legend('Eğitim',...
      'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_cinsiyet(:,2), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_cinsiyet(:,2), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('İterasyon')

ylabel('Doğruluk (%)')

title('20 Adet Gizli Katmana Sahip YSA Yapısının Cinsiyet
Sınıflandırması için Eğitim ve Test Doğrulukları')

legend('Eğitim',...
      'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_cinsiyet(:,3), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_cinsiyet(:,3), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('İterasyon')

ylabel('Doğruluk (%)')

title('30 Adet Gizli Katmana Sahip YSA Yapısının Cinsiyet
Sınıflandırması için Eğitim ve Test Doğrulukları')

legend('Eğitim',...
      'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_cinsiyet(:,4), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_cinsiyet(:,4), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('İterasyon')

ylabel('Doğruluk (%)')

```

```

title('40 Adet Gizli Katmana Sahip YSA Yapısının Cinsiyet
Sınıflandırması için Eğitim ve Test Doğrulukları')

legend('Eğitim',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_cinsiyet(:,5), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_cinsiyet(:,5), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('İterasyon')

ylabel('Doğruluk (%)')

title('50 Adet Gizli Katmana Sahip YSA Yapısının Cinsiyet
Sınıflandırması için Eğitim ve Test Doğrulukları')

legend('Eğitim',...
       'Test')

% obezite için grafik çizimi

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_obezite(:,1), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_obezite(:,1), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('İterasyon')

ylabel('Doğruluk (%)')

title('10 Adet Gizli Katmana Sahip YSA Yapısının Obezite
Sınıflandırması için Eğitim ve Test Doğrulukları')

legend('Eğitim',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_obezite(:,2), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_obezite(:,2), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('İterasyon')

```

```

ylabel('Doğruluk (%)')

title('20 Adet Gizli Katmana Sahip YSA Yapısının Obezite Sınıflandırması için Eğitim ve Test Doğrulukları')

legend('Eğitim',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_obezite(:,3), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_obezite(:,3), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('İterasyon')

ylabel('Doğruluk (%)')

title('30 Adet Gizli Katmana Sahip YSA Yapısının Obezite Sınıflandırması için Eğitim ve Test Doğrulukları')

legend('Eğitim',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_obezite(:,4), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_obezite(:,4), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('İterasyon')

ylabel('Doğruluk (%)')

title('40 Adet Gizli Katmana Sahip YSA Yapısının Obezite Sınıflandırması için Eğitim ve Test Doğrulukları')

legend('Eğitim',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_obezite(:,5), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_obezite(:,5), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('İterasyon')

```

```

ylabel('Doğruluk (%)')

title('50 Adet Gizli Katmana Sahip YSA Yapısının Obezite
Sınıflandırması için Eğitim ve Test Doğrulukları')

legend('Eğitim',...
       'Test')

% İngilizce Grafik Çizdirimi
% sigara kullanımı için grafik çizimi

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_sigara(:,1), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_sigara(:,1), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('Iteration')

ylabel('Accuracy (%)')

title('Training and Test Accuracy for ANN with 10 Hidden Layers in
Using Cigarette')

legend('Training',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_sigara(:,2), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_sigara(:,2), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('Iteration')

ylabel('Accuracy (%)')

title('Training and Test Accuracy for ANN with 20 Hidden Layers in
Using Cigarette')

legend('Training',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_sigara(:,3), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_sigara(:,3), '--', 'LineWidth', 1)

hold off

```

```

grid on

xlabel('Iteration')

ylabel('Accuracy (%)')

title('Training and Test Accuracy for ANN with 30 Hidden Layers in
Using Cigarette')

legend('Training',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_sigara(:,4), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_sigara(:,4), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('Iteration')

ylabel('Accuracy (%)')

title('Training and Test Accuracy for ANN with 40 Hidden Layers in
Using Cigarette')

legend('Training',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_sigara(:,5), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_sigara(:,5), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('Iteration')

ylabel('Accuracy (%)')

title('Training and Test Accuracy for ANN with 50 Hidden Layers in
Using Cigarette')

legend('Training',...
       'Test')

% cinsiyet için grafik çizimi

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_cinsiyet(:,1), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_cinsiyet(:,1), '--', 'LineWidth', 1)

```

```
hold off
grid on

xlabel('Iteration')

ylabel('Accuracy (%)')

title('Training and Test Accuracy for ANN with 10 Hidden Layers in
Sexuality')

legend('Training',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_cinsiyet(:,2), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_cinsiyet(:,2), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('Iteration')

ylabel('Accuracy (%)')

title('Training and Test Accuracy for ANN with 20 Hidden Layers in
Sexuality')

legend('Training',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_cinsiyet(:,3), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_cinsiyet(:,3), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('Iteration')

ylabel('Accuracy (%)')

title('Training and Test Accuracy for ANN with 30 Hidden Layers in
Sexuality')

legend('Training',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_cinsiyet(:,4), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_cinsiyet(:,4), '--', 'LineWidth', 1)
```

```

hold off
grid on

xlabel('Iteration')

ylabel('Accuracy (%)')

title('Training and Test Accuracy for ANN with 40 Hidden Layers in
Sexuality')

legend('Training',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_cinsiyet(:,5), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_cinsiyet(:,5), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('Iteration')

ylabel('Accuracy (%)')

title('Training and Test Accuracy for ANN with 50 Hidden Layers in
Sexuality')

legend('Training',...
       'Test')

% obezite için grafik çizimi

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_obezite(:,1), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_obezite(:,1), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('Iteration')

ylabel('Accuracy (%)')

title('Training and Test Accuracy for ANN with 10 Hidden Layers in
Obesity')

legend('Training',...
       'Test')

figure;
hold on

```

```

plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_obezite(:,2), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_obezite(:,2), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('Iteration')

ylabel('Accuracy (%)')

title('Training and Test Accuracy for ANN with 20 Hidden Layers in
Obesity')

legend('Training',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_obezite(:,3), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_obezite(:,3), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('Iteration')

ylabel('Accuracy (%)')

title('Training and Test Accuracy for ANN with 30 Hidden Layers in
Obesity')

legend('Training',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_obezite(:,4), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_obezite(:,4), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('Iteration')

ylabel('Accuracy (%)')

title('Training and Test Accuracy for ANN with 40 Hidden Layers in
Obesity')

legend('Training',...
       'Test')

figure;
hold on

```



```
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_obezite(:,5), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_obezite(:,5), '--', 'LineWidth', 1)

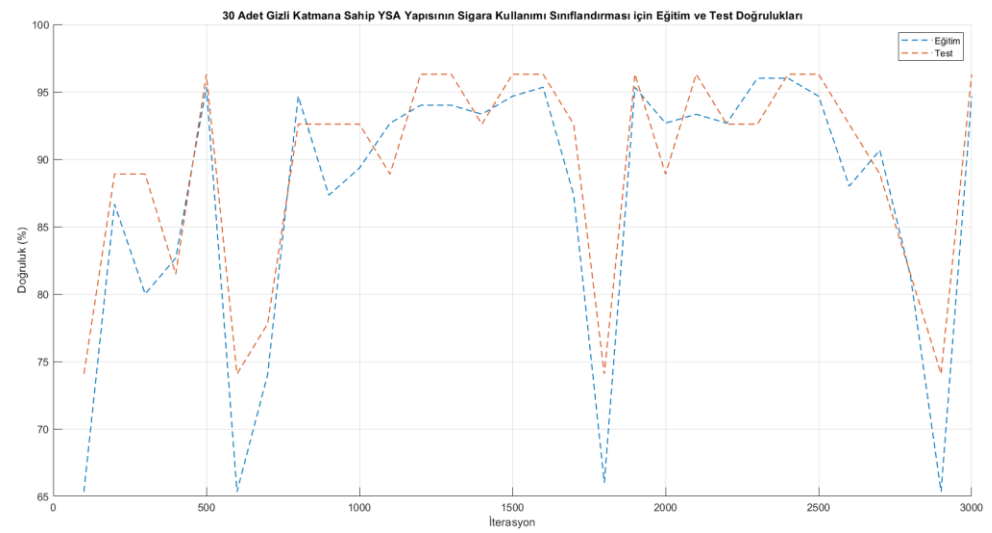
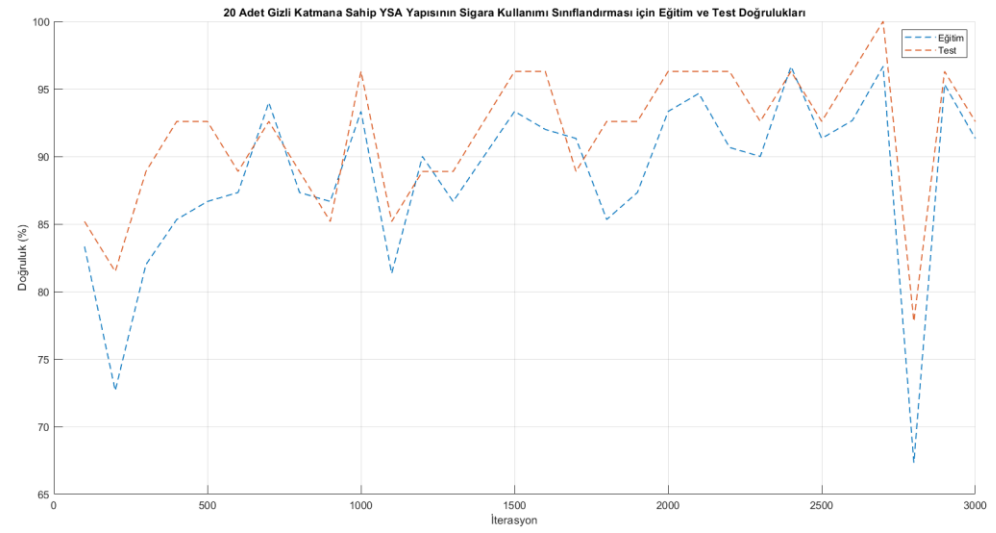
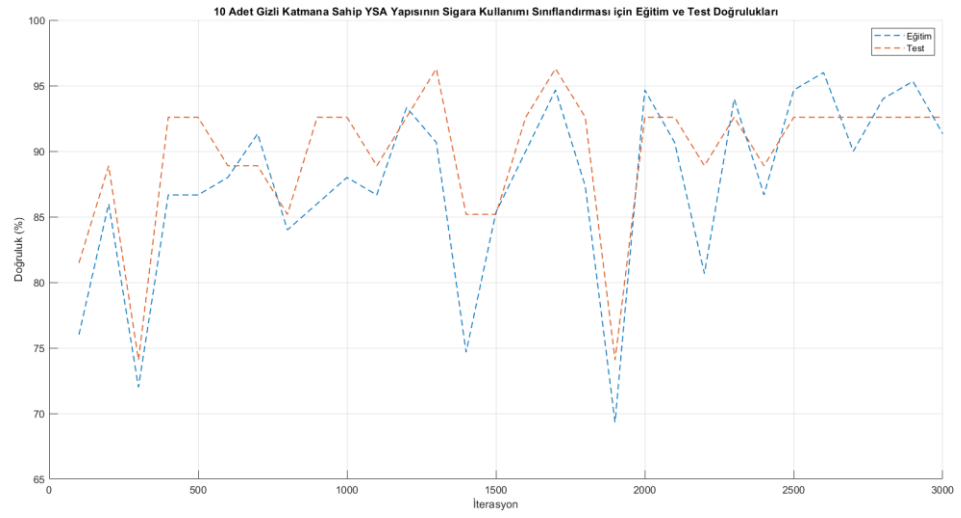
hold off
grid on

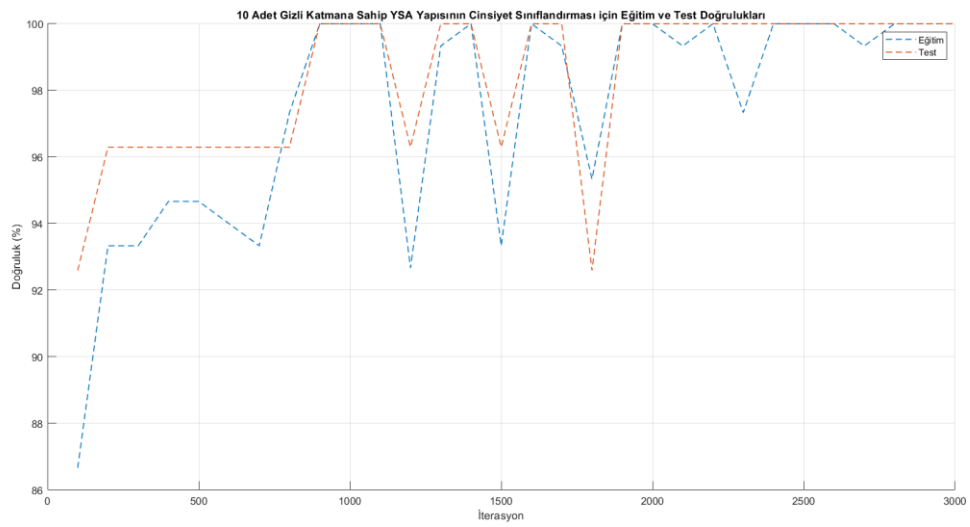
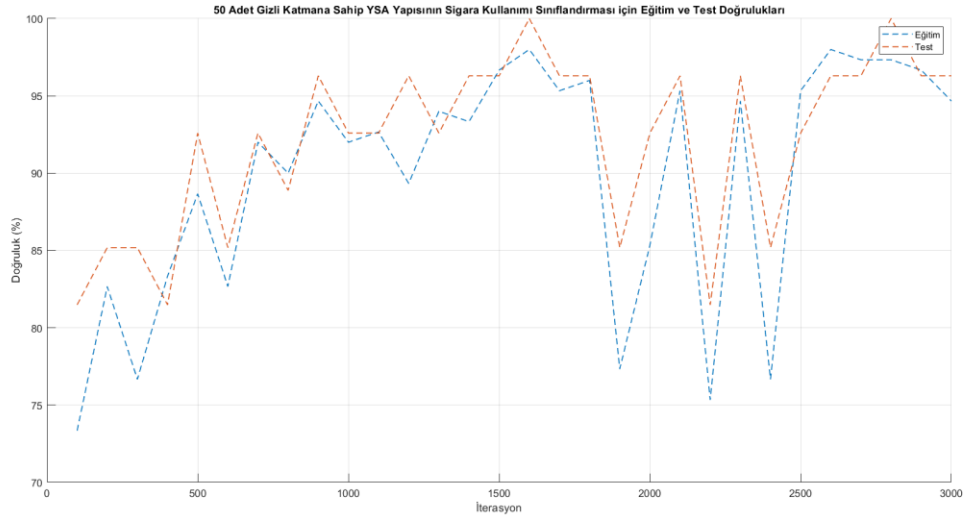
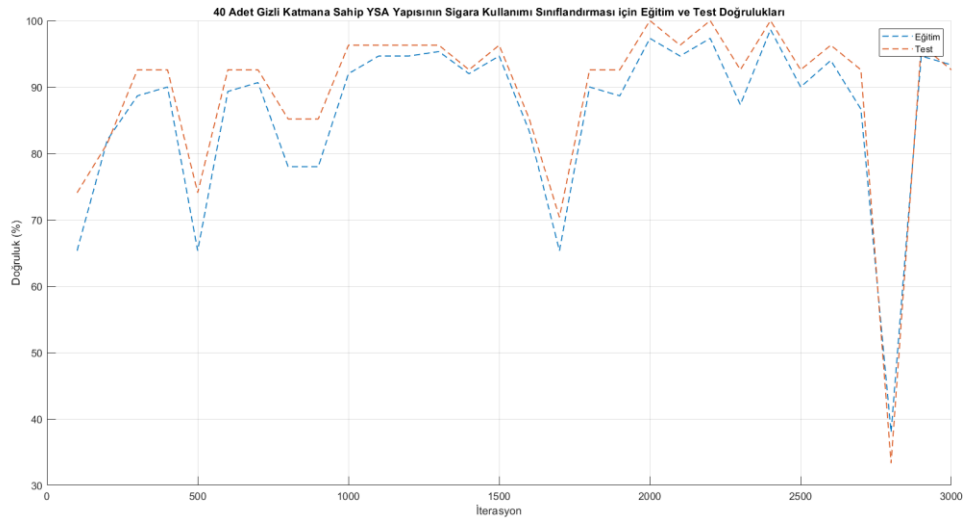
xlabel('Iteration')

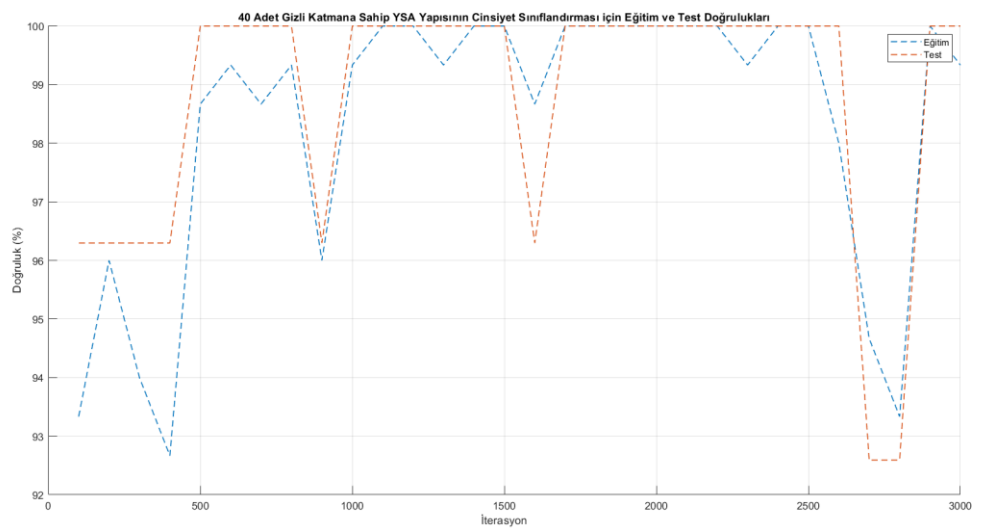
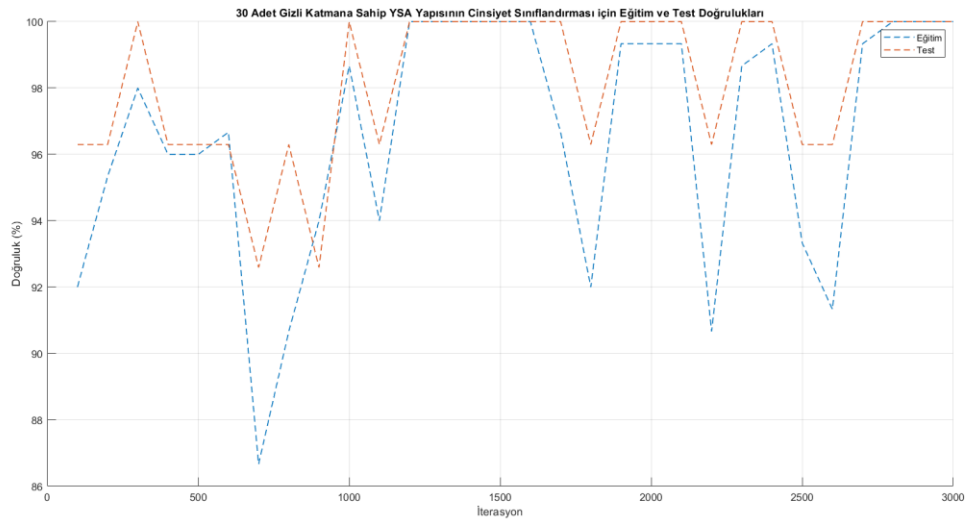
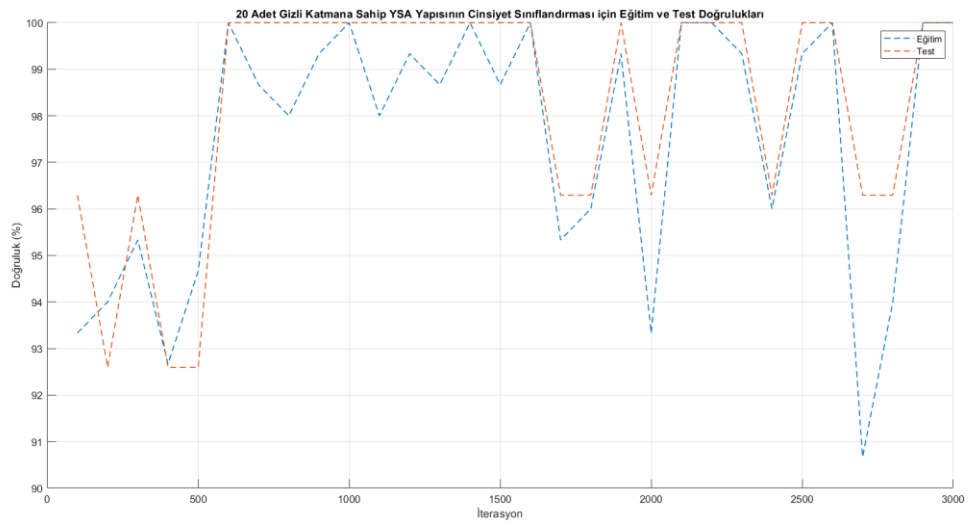
ylabel('Accuracy (%)')

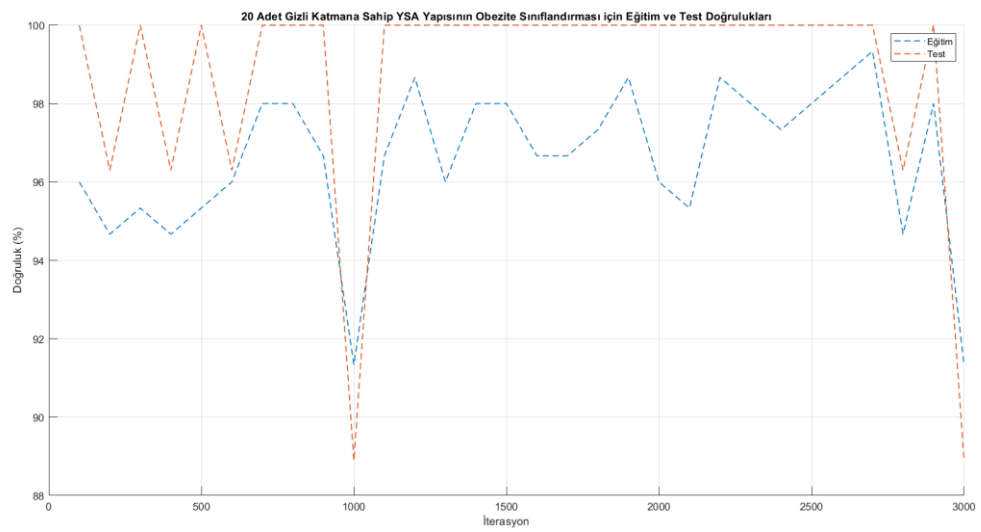
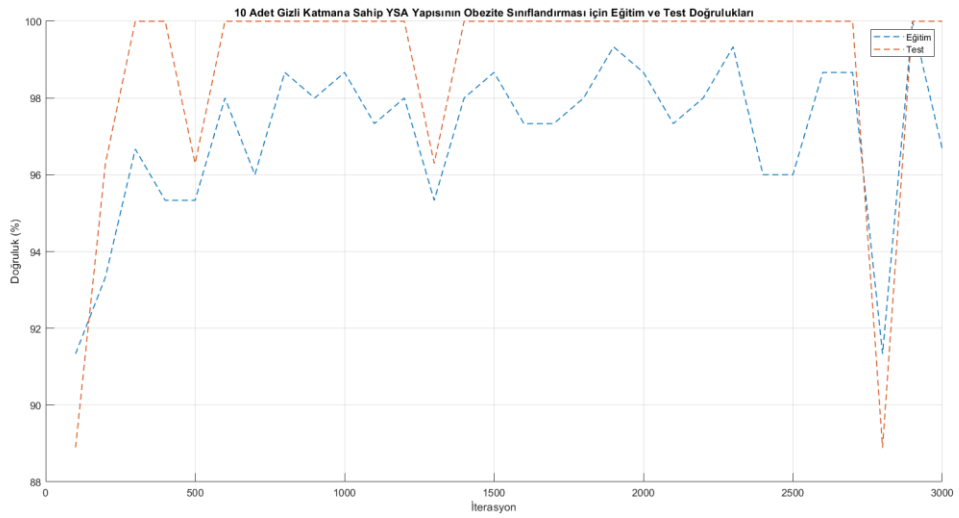
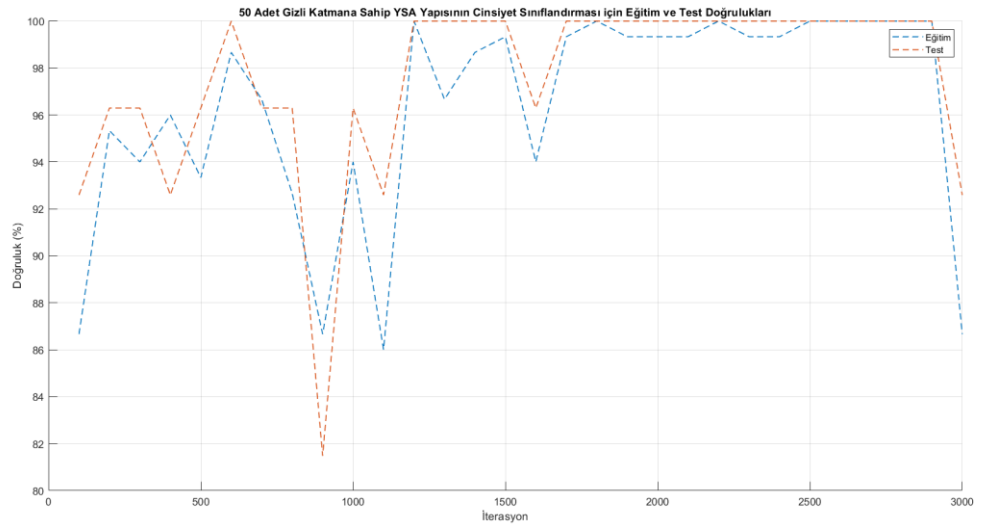
title('Training and Test Accuracy for ANN with 50 Hidden Layers in
Obesity')

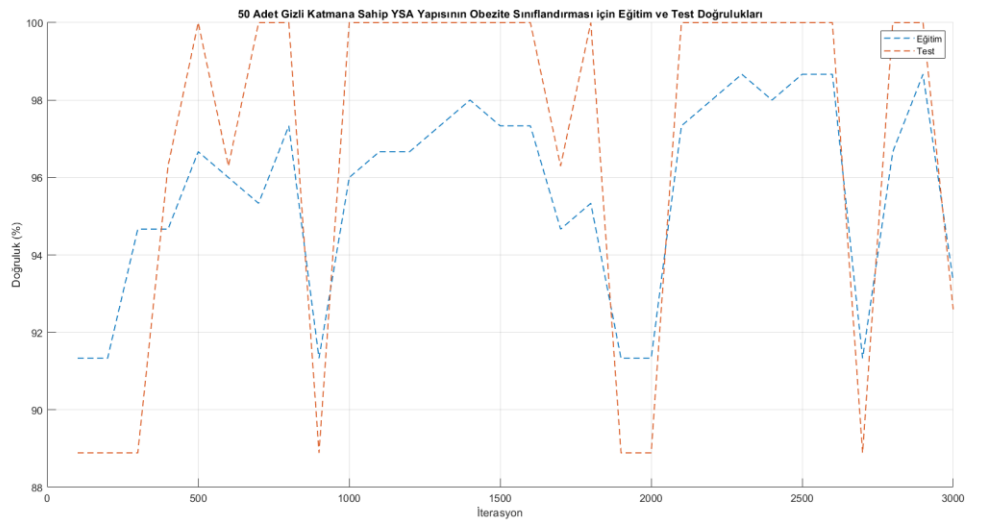
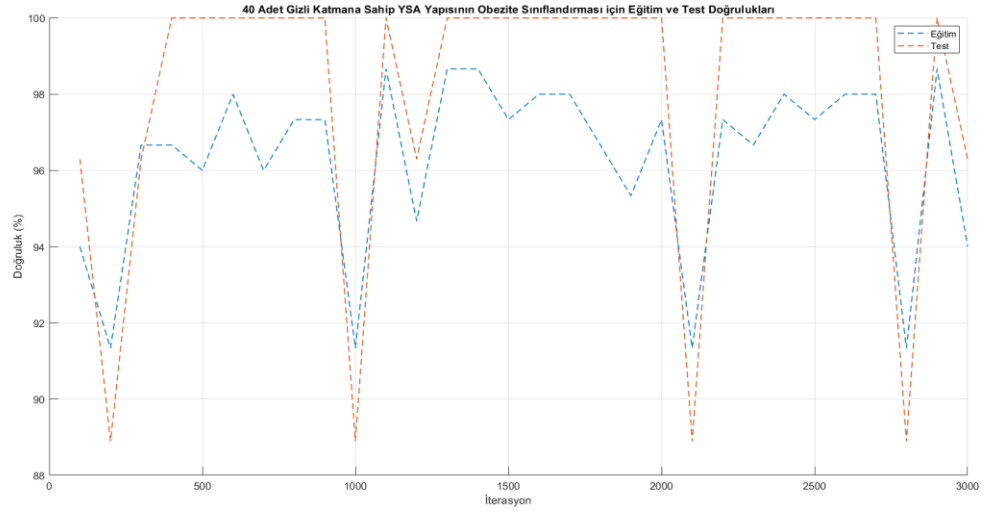
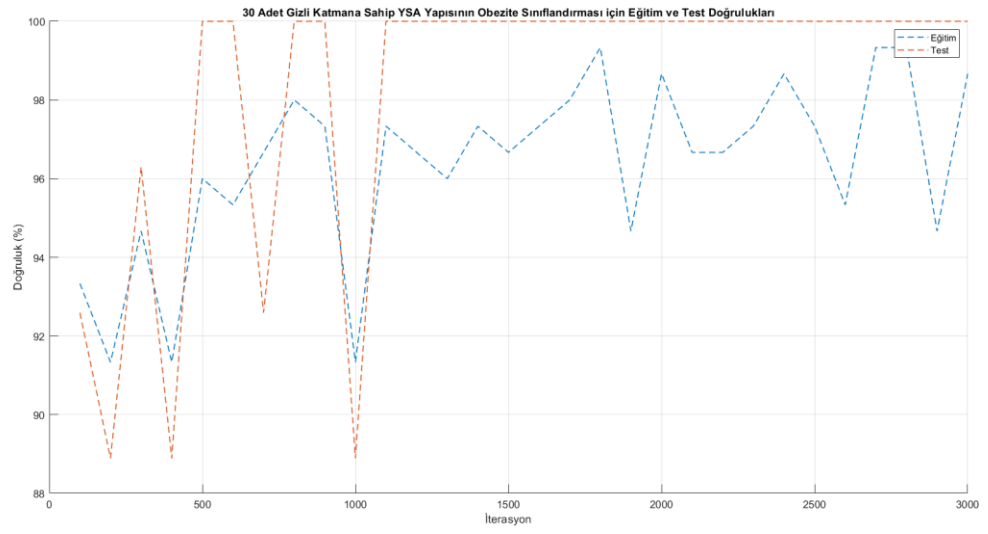
legend('Training',...
       'Test')
```











EK B: Levenberg-Marquardt Algoritması İle Yazılan Program Ve Doğruluk

Tabloları

```

clear all; close all;clc;

%verilerin okunması
load egitim_data.mat
load test_data.mat

%eğitim verilerinin özellik ve sınıfların ayrılması
egitim_veri=transpose(egitim_data(:,1:8));
egitim_sinif_sigara=transpose(egitim_data(:,9));
egitim_sinif_cinsiyet=transpose(egitim_data(:,10));
egitim_sinif_obezite=transpose(egitim_data(:,11));

%test verilerinin özellik ve sınıfların ayrılması
test_veri=transpose(test_data(:,1:8));
test_sinif_sigara=transpose(test_data(:,9));
test_sinif_cinsiyet=transpose(test_data(:,10));
test_sinif_obezite=transpose(test_data(:,11));

for katman=10:10:50

    for iterasyon=100:100:3000

        dongu(iterasyon/100,1)= iterasyon;

        %YSA yapısının oluşturulması sigara kullanımı için

        [net_sigara]=newff(egitim_veri,egitim_sinif_sigara,[katman
        1],{'logsig','purelin'},'trainlm');
        net_sigara.trainParam.epochs=iterasyon;
        net_sigara.trainParam.lr=0.9;
        net_sigara.trainParam.mc=0.7;
        net_sigara.trainParam.max_fail=1000;

        %YSA yapısının eğitilmesi
        [net_sigara,tr_sigara]=train(net_sigara,egitim_veri,egitim_sinif_sig
        ara);

        %eğitim sonucu
        [cikisegitim_sigara]=sim(net_sigara,egitim_veri);
        cikisegitim_sigara=round(cikisegitim_sigara);

        %test sonucu
        [cikistest_sigara]=sim(net_sigara,test_veri);
        cikistest_sigara=round(cikistest_sigara);
    
```

```

L_egitim_sigara=length(egitim_sinif_sigara);
hata_egitim_sigara=0;

%YSA yapısının eğitim performansının eldesi

for i=1:L_egitim_sigara

    if cikisegitim_sigara(1,i)~=egitim_sinif_sigara(1,i)

        hata_egitim_sigara=hata_egitim_sigara+1;

    end

end

yuzdehata_egitim_sigara=hata_egitim_sigara*100/L_egitim_sigara;
fprintf('Eğitim doğruluk=%f\n', 100-yuzdehata_egitim_sigara);

dogruluk_egitim_sigara(iterasyon/100,katman/10)=100-
yuzdehata_egitim_sigara;

L_test_sigara=length(test_sinif_sigara);
hata_test_sigara=0;

%YSA yapısının test performansının eldesi

for i=1:L_test_sigara

    if cikistest_sigara(1,i)~=test_sinif_sigara(1,i)

        hata_test_sigara=hata_test_sigara+1;

    end

end

yuzdehata_test_sigara=hata_test_sigara*100/L_test_sigara;
fprintf('test doğruluk=%f\n', 100-yuzdehata_test_sigara);

dogruluk_test_sigara(iterasyon/100,katman/10)=100-
yuzdehata_test_sigara;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

%YSA yapısının oluşturulması cinsiyet kullanımı için

```



```

[net_cinsiyet]=newff(egitim_veri,egitim_sinif_cinsiyet,[katman
1],{'logsig','purelin'},'trainlm');
net_cinsiyet.trainParam.epochs=iterasyon;
net_cinsiyet.trainParam.lr=0.9;
net_cinsiyet.trainParam.mc=0.7;
net_cinsiyet.trainParam.max_fail=1000;

%YSA yapısının eğitilmesi
[net_cinsiyet,tr_cinsiyet]=train(net_cinsiyet,egitim_veri,egitim_sin
if_cinsiyet);

%eğitim sonucu
[cikisegitim_cinsiyet]=sim(net_cinsiyet,egitim_veri);
cikisegitim_cinsiyet=round(cikisegitim_cinsiyet);

%test sonucu
[cikistest_cinsiyet]=sim(net_cinsiyet,test_veri);
cikistest_cinsiyet=round(cikistest_cinsiyet);

L_egitim_cinsiyet=length(egitim_sinif_cinsiyet);
hata_egitim_cinsiyet=0;

%YSA yapısının eğitim performansının eldesi
for i=1:L_egitim_cinsiyet
    if cikisegitim_cinsiyet(1,i)~=egitim_sinif_cinsiyet(1,i)
        hata_egitim_cinsiyet=hata_egitim_cinsiyet+1;
    end
end

yuzdehata_egitim_cinsiyet=hata_egitim_cinsiyet*100/L_egitim_cinsiyet
;
fprintf('Eğitim dogruluk=%f\n', 100-yuzdehata_egitim_cinsiyet);

dogruluk_egitim_cinsiyet(iterasyon/100,katman/10)=100-
yuzdehata_egitim_cinsiyet;

L_test_cinsiyet=length(test_sinif_cinsiyet);
hata_test_cinsiyet=0;

%YSA yapısının test performansının eldesi
for i=1:L_test_cinsiyet

```

```

    if cikistest_cinsiyet(1,i)~=test_sinif_cinsiyet(1,i)

        hata_test_cinsiyet=hata_test_cinsiyet+1;

    end

end

yuzdehata_test_cinsiyet=hata_test_cinsiyet*100/L_test_cinsiyet;
fprintf('test dogruluk=%f\n', 100-yuzdehata_test_cinsiyet);

dogruluk_test_cinsiyet(iterasyon/100,katman/10)=100-
yuzdehata_test_cinsiyet;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

%YSA yapısının oluşturulması obezite kullanımı için

[net_obezite]=newff(egitim_veri,egitim_sinif_obezite,[katman
1],{'logsig','purelin'},'trainlm');
net_obezite.trainParam.epochs=iterasyon;
net_obezite.trainParam.lr=0.9;
net_obezite.trainParam.mc=0.7;
net_obezite.trainParam.max_fail=1000;

%YSA yapısının eğitilmesi
[net_obezite,tr_obezite]=train(net_obezite,egitim_veri,egitim_sinif_
obezite);

%eğitim sonucu
[cikisegitim_obezite]=sim(net_obezite,egitim_veri);
cikisegitim_obezite=round(cikisegitim_obezite);

%test sonucu
[cikistest_obezite]=sim(net_obezite,test_veri);
cikistest_obezite=round(cikistest_obezite);

L_egitim_obezite=length(egitim_sinif_obezite);
hata_egitim_obezite=0;

%YSA yapısının eğitim performansının eldesi

for i=1:L_egitim_obezite

    if cikisegitim_obezite(1,i)~=egitim_sinif_obezite(1,i)

        hata_egitim_obezite=hata_egitim_obezite+1;

    end

```

```

end

yuzdehata_egitim_obeziite=hata_egitim_obeziite*100/L_egitim_obeziite;
fprintf('Eğitim doğruluk=%f\n', 100-yuzdehata_egitim_obeziite);

dogruluk_egitim_obeziite(iterasyon/100,katman/10)=100-
yuzdehata_egitim_obeziite;

L_test_obeziite=length(test_sinif_obeziite);
hata_test_obeziite=0;

%YSA yapısının test performansının eldesi

for i=1:L_test_obeziite

    if cikistest_obeziite(1,i)~=test_sinif_obeziite(1,i)

        hata_test_obeziite=hata_test_obeziite+1;

    end

end

yuzdehata_test_obeziite=hata_test_obeziite*100/L_test_obeziite;
fprintf('test doğruluk=%f\n', 100-yuzdehata_test_obeziite);

dogruluk_test_obeziite(iterasyon/100,katman/10)=100-
yuzdehata_test_obeziite;

end
end

Egitim_dog_sigara=[dongu(:,1) dogruluk_egitim_sigara];
Test_dog_sigara=[dongu(:,1) dogruluk_test_sigara];

Egitim_dog_cinsiyet=[dongu(:,1) dogruluk_egitim_cinsiyet];
Test_dog_cinsiyet=[dongu(:,1) dogruluk_test_cinsiyet];

Egitim_dog_obeziite=[dongu(:,1) dogruluk_egitim_obeziite];
Test_dog_obeziite=[dongu(:,1) dogruluk_test_obeziite];

% Türkçe Grafik Çizdirimi
% sigara kullanımı için grafik çizimi

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_sigara(:,1), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_sigara(:,1), '--', 'LineWidth', 1)

```

```

hold off
grid on

xlabel('İterasyon')

ylabel('Doğruluk (%)')

title('10 Adet Gizli Katmana Sahip YSA Yapısının Sigara Kullanımı
Sınıflandırması için Eğitim ve Test Doğrulukları')

legend('Eğitim',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_sigara(:,2), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_sigara(:,2), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('İterasyon')

ylabel('Doğruluk (%)')

title('20 Adet Gizli Katmana Sahip YSA Yapısının Sigara Kullanımı
Sınıflandırması için Eğitim ve Test Doğrulukları')

legend('Eğitim',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_sigara(:,3), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_sigara(:,3), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('İterasyon')

ylabel('Doğruluk (%)')

title('30 Adet Gizli Katmana Sahip YSA Yapısının Sigara Kullanımı
Sınıflandırması için Eğitim ve Test Doğrulukları')

legend('Eğitim',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_sigara(:,4), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_sigara(:,4), '--', 'LineWidth', 1)

```

```

hold off
grid on

xlabel('İterasyon')

ylabel('Doğruluk (%)')

title('40 Adet Gizli Katmana Sahip YSA Yapısının Sigara Kullanımı
Sınıflandırması için Eğitim ve Test Doğrulukları')

legend('Eğitim',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_sigara(:,5), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_sigara(:,5), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('İterasyon')

ylabel('Doğruluk (%)')

title('50 Adet Gizli Katmana Sahip YSA Yapısının Sigara Kullanımı
Sınıflandırması için Eğitim ve Test Doğrulukları')

legend('Eğitim',...
       'Test')

% cinsiyet için grafik çizimi

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_cinsiyet(:,1), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_cinsiyet(:,1), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('İterasyon')

ylabel('Doğruluk (%)')

title('10 Adet Gizli Katmana Sahip YSA Yapısının Cinsiyet
Sınıflandırması için Eğitim ve Test Doğrulukları')

legend('Eğitim',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_cinsiyet(:,2), '--', 'LineWidth', 1)

```

```

plot(dongu(:,1), dogruluk_test_cinsiyet(:,2), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('İterasyon')

ylabel('Doğruluk (%)')

title('20 Adet Gizli Katmana Sahip YSA Yapısının Cinsiyet
Sınıflandırması için Eğitim ve Test Doğrulukları')

legend('Eğitim',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_cinsiyet(:,3), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_cinsiyet(:,3), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('İterasyon')

ylabel('Doğruluk (%)')

title('30 Adet Gizli Katmana Sahip YSA Yapısının Cinsiyet
Sınıflandırması için Eğitim ve Test Doğrulukları')

legend('Eğitim',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_cinsiyet(:,4), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_cinsiyet(:,4), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('İterasyon')

ylabel('Doğruluk (%)')

title('40 Adet Gizli Katmana Sahip YSA Yapısının Cinsiyet
Sınıflandırması için Eğitim ve Test Doğrulukları')

legend('Eğitim',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_cinsiyet(:,5), '--', 'LineWidth', 1)

```

```

plot(dongu(:,1), dogruluk_test_cinsiyet(:,5), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('İterasyon')

ylabel('Doğruluk (%)')

title('50 Adet Gizli Katmana Sahip YSA Yapısının Cinsiyet
Sınıflandırması için Eğitim ve Test Doğrulukları')

legend('Eğitim',...
       'Test')

% obezite için grafik çizimi

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_obezite(:,1), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_obezite(:,1), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('İterasyon')

ylabel('Doğruluk (%)')

title('10 Adet Gizli Katmana Sahip YSA Yapısının Obezite
Sınıflandırması için Eğitim ve Test Doğrulukları')

legend('Eğitim',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_obezite(:,2), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_obezite(:,2), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('İterasyon')

ylabel('Doğruluk (%)')

title('20 Adet Gizli Katmana Sahip YSA Yapısının Obezite
Sınıflandırması için Eğitim ve Test Doğrulukları')

legend('Eğitim',...
       'Test')

figure;

```

```

hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_obeziite(:,3), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_obeziite(:,3), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('İterasyon')

ylabel('Doğruluk (%)')

title('30 Adet Gizli Katmana Sahip YSA Yapısının Obezite
Sınıflandırması için Eğitim ve Test Doğrulukları')

legend('Eğitim',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_obeziite(:,4), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_obeziite(:,4), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('İterasyon')

ylabel('Doğruluk (%)')

title('40 Adet Gizli Katmana Sahip YSA Yapısının Obezite
Sınıflandırması için Eğitim ve Test Doğrulukları')

legend('Eğitim',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_obeziite(:,5), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_obeziite(:,5), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('İterasyon')

ylabel('Doğruluk (%)')

title('50 Adet Gizli Katmana Sahip YSA Yapısının Obezite
Sınıflandırması için Eğitim ve Test Doğrulukları')

legend('Eğitim',...
       'Test')

```



```

% İngilizce Grafik Çizdirimi
% sigara kullanımı için grafik çizimi

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_sigara(:,1), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_sigara(:,1), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('Iteration')

ylabel('Accuracy (%)')

title('Training and Test Accuracy for ANN with 10 Hidden Layers in
Using Cigarette')

legend('Training',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_sigara(:,2), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_sigara(:,2), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('Iteration')

ylabel('Accuracy (%)')

title('Training and Test Accuracy for ANN with 20 Hidden Layers in
Using Cigarette')

legend('Training',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_sigara(:,3), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_sigara(:,3), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('Iteration')

ylabel('Accuracy (%)')

title('Training and Test Accuracy for ANN with 30 Hidden Layers in
Using Cigarette')

```

```

legend('Training',...
       'Test')
figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_sigara(:,4), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_sigara(:,4), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('Iteration')

ylabel('Accuracy (%)')

title('Training and Test Accuracy for ANN with 40 Hidden Layers in
Using Cigarette')

legend('Training',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_sigara(:,5), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_sigara(:,5), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('Iteration')

ylabel('Accuracy (%)')

title('Training and Test Accuracy for ANN with 50 Hidden Layers in
Using Cigarette')

legend('Training',...
       'Test')

% cinsiyet için grafik çizimi

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_cinsiyet(:,1), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_cinsiyet(:,1), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('Iteration')

ylabel('Accuracy (%)')

title('Training and Test Accuracy for ANN with 10 Hidden Layers in
Sexuality')

```

```

legend('Training',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_cinsiyet(:,2), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_cinsiyet(:,2), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('Iteration')

ylabel('Accuracy (%)')

title('Training and Test Accuracy for ANN with 20 Hidden Layers in
Sexuality')

legend('Training',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_cinsiyet(:,3), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_cinsiyet(:,3), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('Iteration')

ylabel('Accuracy (%)')

title('Training and Test Accuracy for ANN with 30 Hidden Layers in
Sexuality')

legend('Training',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_cinsiyet(:,4), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_cinsiyet(:,4), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('Iteration')

ylabel('Accuracy (%)')

title('Training and Test Accuracy for ANN with 40 Hidden Layers in
Sexuality')

legend('Training',...

```

```

        'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_cinsiyet(:,5), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_cinsiyet(:,5), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('Iteration')

ylabel('Accuracy (%)')

title('Training and Test Accuracy for ANN with 50 Hidden Layers in
Sexuality')

legend('Training',...
       'Test')

% obezite için grafik çizimi

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_obezite(:,1), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_obezite(:,1), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('Iteration')

ylabel('Accuracy (%)')

title('Training and Test Accuracy for ANN with 10 Hidden Layers in
Obesity')

legend('Training',...
       'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_obezite(:,2), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_obezite(:,2), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('Iteration')

ylabel('Accuracy (%)')

title('Training and Test Accuracy for ANN with 20 Hidden Layers in
Obesity')

```

```

legend('Training',...
      'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_obezite(:,3), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_obezite(:,3), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('Iteration')

ylabel('Accuracy (%)')

title('Training and Test Accuracy for ANN with 30 Hidden Layers in
Obesity')

legend('Training',...
      'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_obezite(:,4), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_obezite(:,4), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

xlabel('Iteration')

ylabel('Accuracy (%)')

title('Training and Test Accuracy for ANN with 40 Hidden Layers in
Obesity')

legend('Training',...
      'Test')

figure;
hold on
plot(dongu(:,1), dogruluk_egitim_obezite(:,5), '--', 'LineWidth', 1)
plot(dongu(:,1), dogruluk_test_obezite(:,5), '--', 'LineWidth', 1)

hold off
grid on

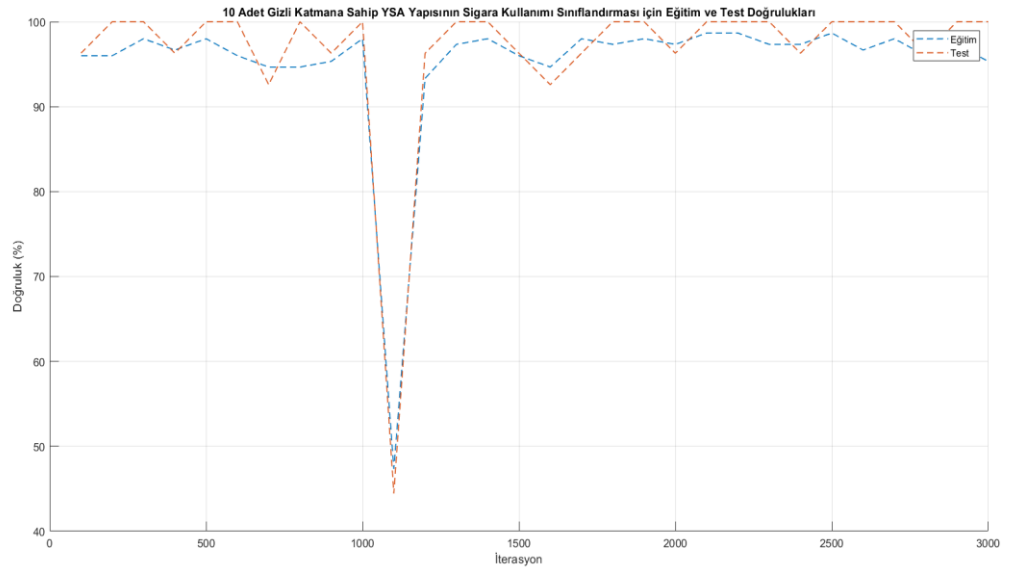
xlabel('Iteration')

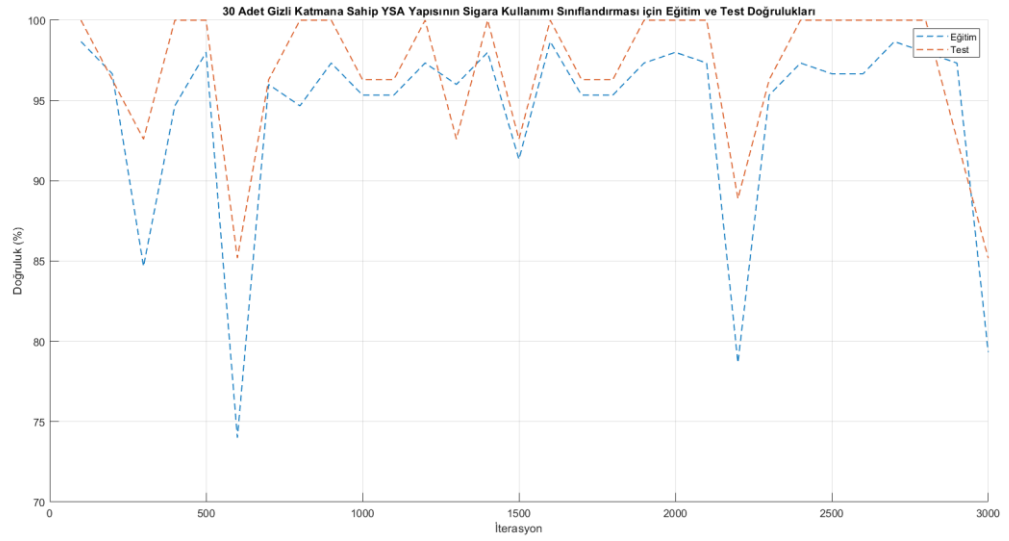
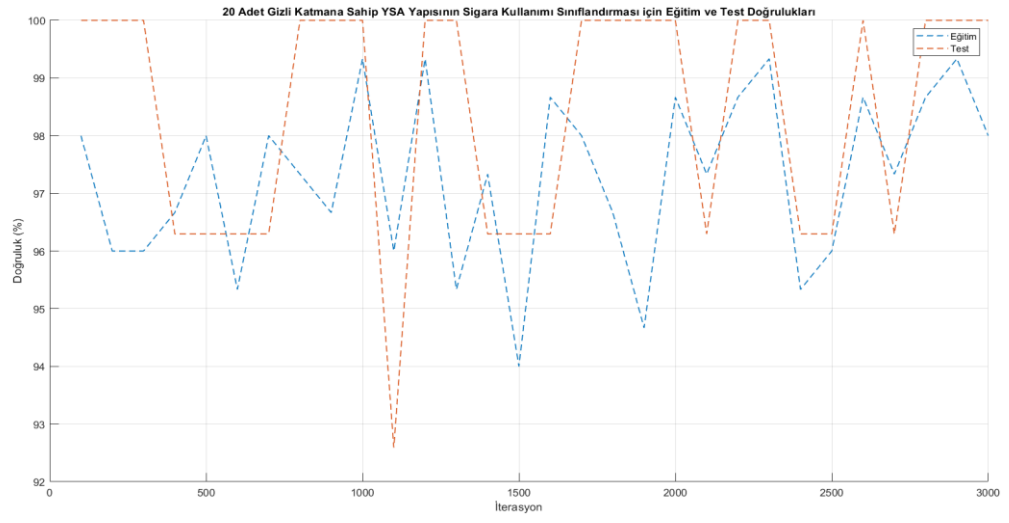
ylabel('Accuracy (%)')

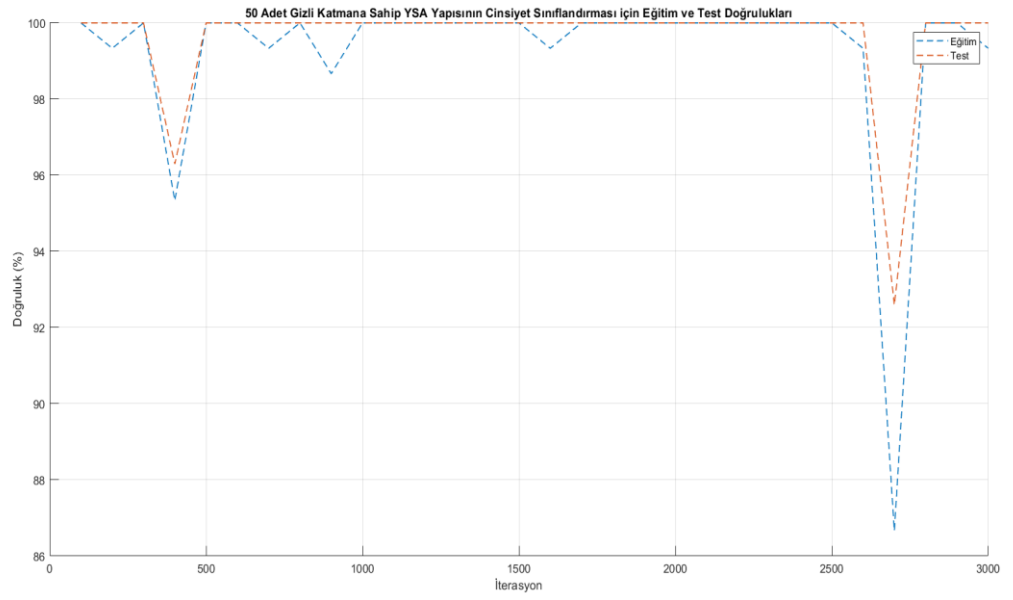
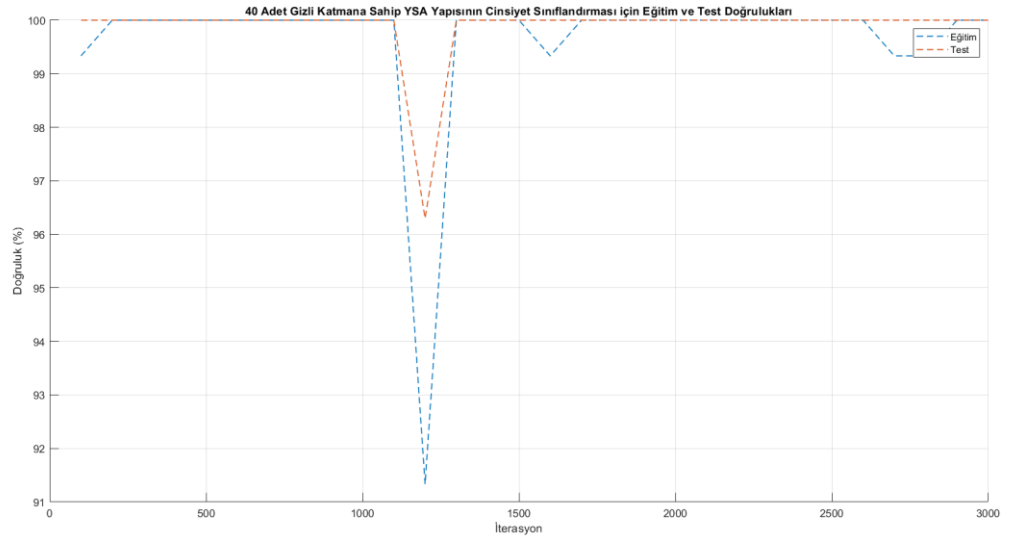
title('Training and Test Accuracy for ANN with 50 Hidden Layers in
Obesity')

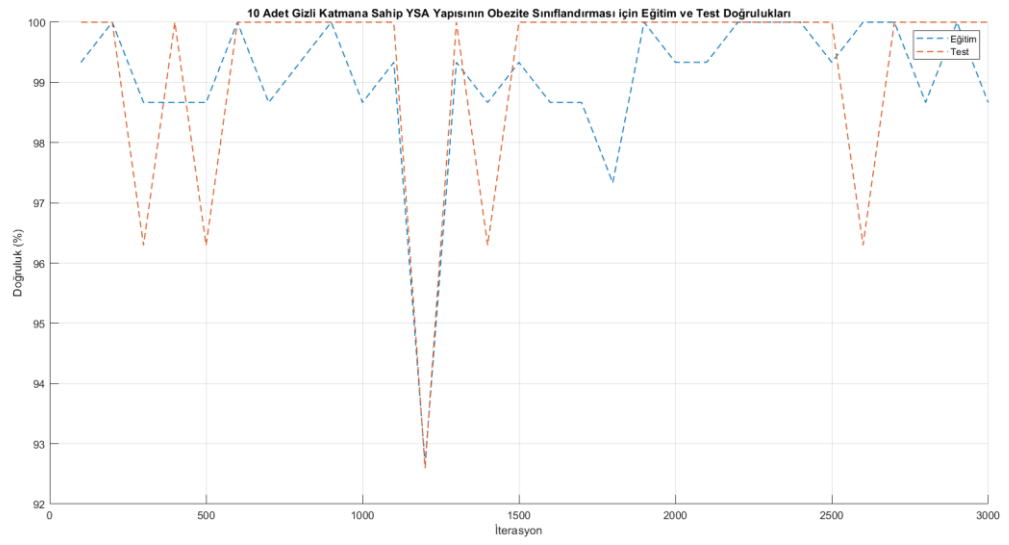
legend('Training',...
      'Test')

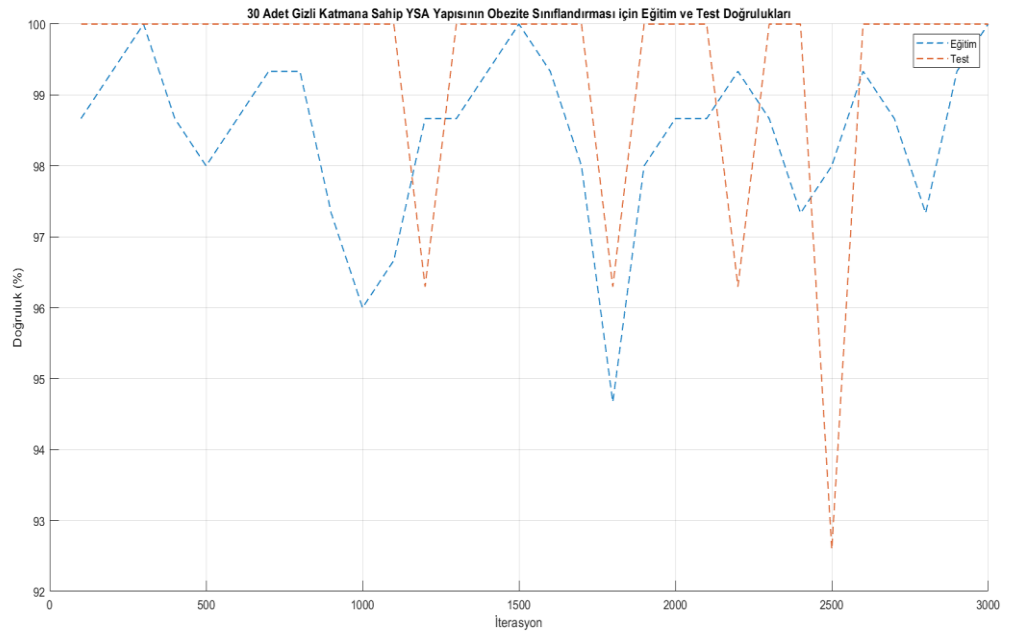
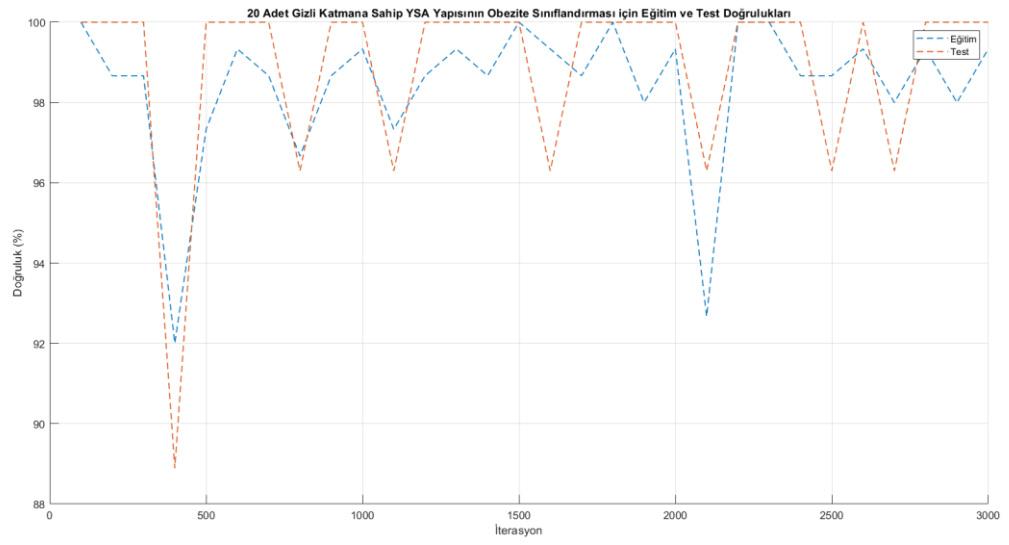
```

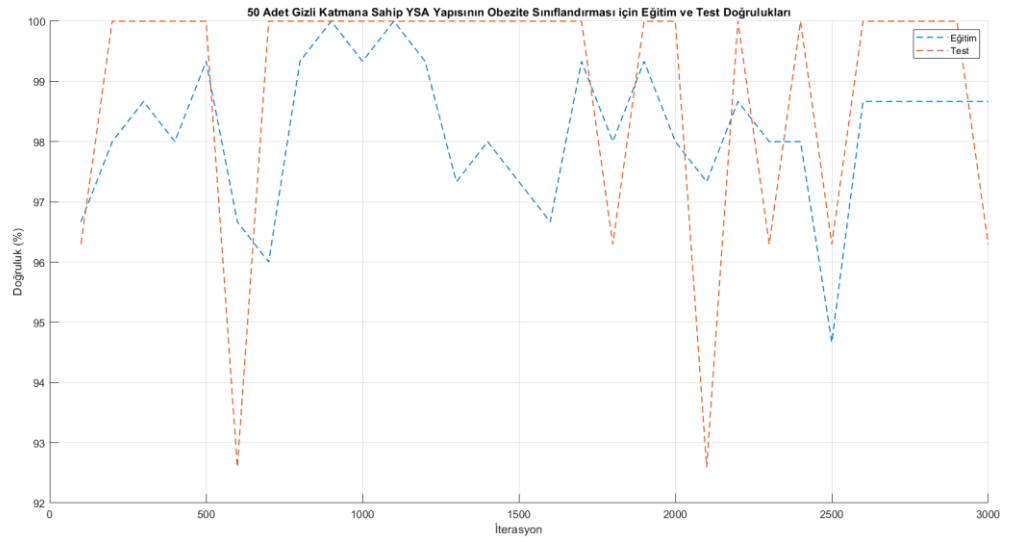
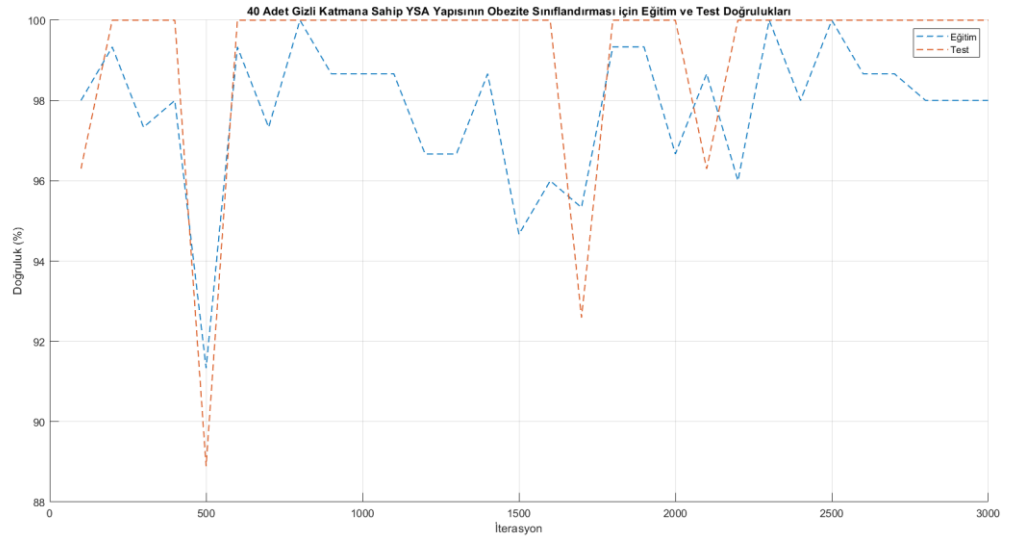












ÖZGEÇMİŞ

Dilek Aygün Gödekođlu, 10.08.1981'de Baskil'de dođdu. İlk, orta ve lise eđitimini Çanakkale-Biga'da tamamladı. 1999 yılında Biga Atatürk Anadolu Lisesi'nden mezun oldu. Fırat Üniversitesi Elektronik-Elektronik Mühendisliđi Bölümü'nü 2006 yılında bitirdi. 2011 yılında Sakarya Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliđi Bölümü'nde yüksek lisans eđitimine başladı. 2006 yılında başladıđı profesyonel iş yaşamında farklı firmalarda bakım yöneticiliđi ve proje yöneticiliđi görevlerinde bulundu. Evli ve 1 kız çocuk annesi olan Dilek Aygün Gödekođlu, İngilizce, Fransızca, Lüksemburgca, Korece ve Almanca bilmektedir.