



T.C.

SELÇUK ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

HİBRİT SINIFLAYICILAR KULLANARAK KALPTEKİ RİTİM BOZUKLUKLARININ TEŞHİSİ

Şule YÜCELBAŞ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Ağustos-2013
KONYA
Her Hakkı Saklıdır

TEZ KABUL VE ONAYI

Şule YÜCELBAŞ tarafından hazırlanan "Hibrit Sınıflayıcılar Kullanarak Kalpteki Ritim Bozukluklarının Teşhisi" adlı tez çalışması 15/08/2013 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oy birliği ile Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı'nda YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri	**İmza**
Başkan Doç.Dr. Salih GÜNEŞ	.....
Danışman Yrd.Doç.Dr. Gülay TEZEL	.....
Üye Doç.Dr. Harun UĞUZ	.....

Yukarıdaki sonucu onaylarım.

Prof. Dr. Aşır GENÇ
FBE Müdürü

Bu tez çalışması Selçuk Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinatörlüğü tarafından 13101011 nolu proje ile desteklenmiştir.

TEZ BİLDİRİMİ

Bu tezdeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edildiğini ve tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada bana ait olmayan her türlü ifade ve bilginin kaynağına eksiksiz atıf yapıldığını bildiririm.

DECLARATION PAGE

I hereby declare that all information in this document has been obtained and presented in accordance with academic rules and ethical conduct. I also declare that, as required by these rules and conduct, I have fully cited and referenced all material and results that are not original to this work.

Şule YÜCELBAŞ

Tarih: 15.08.2013



ÖZET

YÜKSEK LİSANS TEZİ

HİBRİT SINIFLAYICILAR KULLANARAK KALPTEKİ RİTİM BOZUKLUKLARININ TEŞHİSİ

Şule YÜCELBAŞ

Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Yrd. Doç. Dr. Gülay TEZEL

2013, 130 Sayfa

Jüri
Yrd.Doç.Dr. Gülay TEZEL
Doç.Dr. Salih GÜNEŞ
Doç.Dr. Harun UĞUZ

Bu tez çalışmasında, Matlab çalışma ortamında MIT-BIH aritmi veri tabanından alınan elektrokardiyografi (EKG) verilerinden gerekli özelliklerin çıkarılarak yapay sinir ağları (YSA), yapay bağışıklık sistemleri (YBS), yapay bağışıklık sistemi tabanlı yapay sinir ağı (YBS-YSA) ve parçacık sürü optimizasyonu tabanlı yapay sinir ağı (PSO-YSA) sınıflayıcı sistemlerine verilmesi sonucunda kalpteki bazı ritim bozukluklarının tespit edilmesine çalışılmıştır. Buradaki asıl amaç YBS-YSA ve PSO-YSA hibrit sınıflayıcı sistemlerinin, YSA ve YBS gibi köklü iki sınıflayıcı karşısında performanslarının değerlendirilmesidir. Bu amaç doğrultusunda alınan normal sinüs ritmi (NSR), atrial premature kasılması (APC), sinüs aritmisi (SA), ventriküler trigemini (VTI), ventriküler taşikardi (VTK) ve atrial fibrilasyon (AF) verilerinin her birinin R-R aralıkları bulunmuştur. Daha sonra bu veriler ikili gruplar şeklinde (NSR-APC, NSR-SA, NSR-VTI, NSR-VTK ve NSR-AF) birleştirilerek oluşturulan bu ikili data gruplarının her birine ayrık dalgacık dönüşümü uygulanmış ve gerekli veri indirgemesi gerçekleştirildikten sonra her birinden 9 ile 27 özellikli iki farklı veri seti oluşturulmuştur. Sonrasında ise bu gruptaki veriler rastgele karıştırılıp k-fold çapraz doğrulama yöntemi uygulanarak eğitim ve test verileri elde edilmiştir. Oluşturulan bu eğitim ve test verileri sınıflayıcılara verilerek eğitim ve test doğruluk oranları ile eğitme süreleri kendi aralarında kıyaslanmıştır.

Sonuç olarak, YBS-YSA ve PSO-YSA hibrit sınıflama sistemlerinin performanslarının YSA sisteminin sınıflama performansına yakın hatta bazı veri setleri için YSA sistemi ile aynı sonuçları elde ettikleri görülmüştür. YBS sistemi ile kıyaslandıklarında ise genel olarak bu iki hibrit sistemin çok daha iyi sonuçlar verdiği saptanmıştır. Bununla birlikte kullanılan sistemler eğitme süreleri açısından değerlendirildiğinde, YSA sisteminin diğer sistemlere nazaran çok daha kısa bir sürede eğitimini tamamladığı görülmüştür. Eğitme süresi açısından YSA sistemini sırasıyla PSO-YSA, YBS-YSA ve YBS sistemleri izlemiştir. Ayrıca verilerden çıkarılan özelliklerin verileri en iyi şekilde ifade edebildiği ölçüde sonuçların iyi çıkabileceği gözlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: EKG, hibrit sınıflayıcılar, PSO, YBS, YSA

ABSTRACT

MS THESIS

DIAGNOSIS OF THE HEART RHYTHM DISORDERS BY USING HYBRID CLASSIFIERS

Şule YÜCELBAŞ

THE GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCE OF SELÇUK UNIVERSITY
THE DEGREE OF MASTER OF SCIENCE IN COMPUTER ENGINEERING

Advisor: Asst. Prof. Dr. Gülay TEZEL

2013, 130 Pages

Jury
Advisor Asst. Prof. Dr. Gülay TEZEL
Assoc.Prof.Dr. Salih GÜNEŞ
Assoc.Prof.Dr. Harun UĞUZ

In this study, it was tried to identify some heart rhythm disorder by electrocardiography (ECG) data that is taken from MIT-BIH arrhythmia database by subtracting the required features, presenting to artificial neural networks (ANN), artificial immune systems (AIS), artificial neural network based on artificial immune system (AIS-ANN) and particle swarm optimization based artificial neural network (PSO-NN) classifier systems. The main purpose of this study is that AIS-ANN and hybrid PSO-ANN classifier systems are evaluated the performance of ANN and AIS in the face of such a drastic two classifier. For this purpose, the normal sinus rhythm (NSR), atrial premature contraction (APC), sinus arrhythmia (SA), ventricular trigemini (VTI), ventricular tachycardia (VTK) and atrial fibrillation (AF) data for each of the RR intervals were found. Then these data in the form of pairs (NSR-APC, NSR-SA, NSR-VTI, NSR-VTK and NSR-AF) is created by combining the discrete wavelet transform is applied to each of these two groups of data and two different data sets with 9 and 27 features was defined from each of them after data reduction. Afterwards, training and test data have been obtained by randomly mixed the data in this group and applied k-fold cross-validation method. The training and testing accuracy rates and training time are compared with each other by the data that the training and test data generated, giving the classifier systems.

As a result, performance of the AIS-ANN and PSO-ANN ANN hybrid classification system closed to the performance of the ANN system for even some of the data sets were obtained with the same results. In general, the AIS system is compared to a two-hybrid system, the results of the hybrid systems were much better than AIS. However, the ANN in a much shorter period of time than other systems training has been completed when the systems used are evaluated in terms of training times. In terms of training times, the ANN system was followed by PSO-ANN, AIS-ANN and AIS systems respectively. Also the features extracted from the data referred to in the best way the data is able to go up significantly good results have been observed.

Keywords: AIS, ANN, ECG, hybrid classifiers, PSO

ÖNSÖZ

Bu tez çalışmamın her safhasında değerli katkı ve fikirleri ile beni destekleyip yönlendiren, teşvik eden, daima en iyinin ve doğrunun olması için çalışan ve benim yetişmem için emeğini esirgemeyen danışman hocam Sayın Yrd.Doç.Dr. Gülay TEZEL' e sonsuz teşekkürlerimi ve saygılarımı sunuyorum. Ayrıca çalışma alanım hakkında geniş bilgi birikimini benimle paylaşan ve yardımcı olan Sayın Yrd.Doç.Dr. Rahime CEYLAN ve Yrd.Doç.Dr. Seral ÖZŞEN' e şükranlarımı sunarım. Çalışmalarımda manevi desteğini şahsımdan esirgemeyerek yardımcı olan çok değerli hocalarım Sayın Prof.Dr. Ahmet ARSLAN' a, Prof.Dr. Bekir KARLIK' a ve Doç.Dr. Erkan ÜLKER' e can-ı gönülden teşekkürü bir borç bilirim. Ayrıca mesai arkadaşlarıma ve diğer bölüm hocalarıma minnettarlığımı sunarım.

Tez çalışmam sırasında ve hayatımın her anında yardımlarını ve anlayışını esirgemeyerek bana sabırla destek veren çok sevdiğim eşim Cüneyt YÜCELBAŞ' a ve bu günlere gelmemi borçlu olduğum babam Cahit DEVRİM, annem Naciye DEVRİM' e ve kardeşlerime en içten teşekkürlerimi, saygılarımı ve minnettarlığımı sunarım. Ayrıca manevi katkılarını her zaman hissettiğim ve yardımlarını hiç esirgemeyen Kayınvalidem Fikriye YÜCELBAŞ' a sonsuz teşekkürü bir borç bilirim.

Şule YÜCELBAŞ
KONYA-2013

İÇİNDEKİLER

ÖZET ..... **iv**

ABSTRACT ..... **v**

ÖNSÖZ ..... **vi**

İÇİNDEKİLER ..... **vii**

SİMGELER VE KISALTMALAR ..... **ix**

1. GİRİŞ **1**

1.1. Tez Çalışmasının Amacı ve Önemi 3

2. KAYNAK ARAŞTIRMASI **5**

3. MATERYAL VE YÖNTEM **10**

3.1. Elektrokardiyografi (EKG) 10
3.1.1. Normal elektrokardiyogram bileşiği 11
3.1.2. EKG' ye ait bazı aritmiler 17
3.2. Özellik Çıkarma 20
3.2.1. Pan-Tompkins algoritması ile R-R aralığı tespiti 20
3.2.2. Dalgacık dönüşümü (Wavelet transform) 22
3.2.3. k-kez çapraz doğrulama (k-fold cross validation) yöntemi 27
3.3. Yapay Sinir Ağları (YSA) 28
3.3.1. İşlemci eleman olarak nöron 28
3.3.2. Aktivasyon fonksiyonları 29
3.3.3. Çok katmanlı yapay sinir ağı 30
3.3.4. Geriye yayılım (Backpropagation) öğrenme algoritması 31
3.4. Yapay Bağışıklık Sistemleri (YBS) 33
3.4.1. Sistemin tarihsel gelişimi 33
3.4.2. Yapay bağışıklık sistemlerinde temel kavramlar 34
3.5. Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) 40
3.6. Hibrit Sınıflayıcılar 42
3.6.1. PSO-YSA sınıflayıcı 43
3.6.2. YBS-YSA sınıflayıcı 47
3.7. Eğitim ve Test Veri Kümelerinin Özellikleri 51
3.8. Eğitim ve Test Hatalarını Hesaplama Teknikleri 54

4. ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE TARTIŞMA **57**

4.1. YSA Sisteminin Araştırma Sonuçları 58
4.2. YBS Sisteminin Araştırma Sonuçları 72
4.3. YBS-YSA Sisteminin Araştırma Sonuçları 83
4.4. PSO-YSA Sisteminin Araştırma Sonuçları 99

5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER **117**

5.1. Sonuçlar 117
5.2. Öneriler 122

KAYNAKLAR 124

ÖZGEÇMİŞ.....130

SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

A	: Yaklaştırma (approximation)
a	: Sabit bir sayı
Ca	: Kalsiyum iyonu
c1, c2	: Öğrenme faktörleri
D	: Detay (detail)
d	: Parçacık boyutu
gbesti	: Sürünün en iyi konumu
g ( )	: Yüksek geçiren filtre
h ( )	: Alçak geçiren filtre
I	: Giriş katmandaki hücre sayısı
i	: Parçacık indisi
j	: Parçacık boyut indisi
K	: İterasyon sırası
k	: kat (fold)
N	: Parçacık sayısı
n	: İterasyon sayısı
(O_k)	: Çıkışlar
Pbestij	: Parçacığın yerel en iyi konumu
r1, r2	: Normal dağılımlı rastgele sayı
S	: Gizli katmandaki hücre sayısı
t	: Azaltma katsayısı
$T_{m,n}$	: "m,n" konumlu ve ölçekli dalgacık katsayısı
vij	: Parçacık hızı
Vmax	: Maksimum parçacık hızı
xij	: Parçacık konumu
w	: Eylemsizlik ağırlığı
wmax	: Maksimum eylemsizlik ağırlığı
wmin	: Minimum eylemsizlik ağırlığı
ψ t	: Dalgacık fonksiyonu
ψ* t	: Dalgacık fonksiyonu kompleks eşleniği
ϕt	: Baba dalgacık
$\downarrow 2$	: Filtrelenmiş sinyalin 2 ile aşağı örneklenmesi
(I_k)	: Ağırlıklı toplam
$(\psi(.))$	: Nöronun aktivasyon fonksiyonu
χ	: Sınırlama katsayısı
λ	: Öğrenme katsayısı
δc	: c. hücrenin eğimi

Kısaltmalar

AAFYSA	: Adaptif aktivasyon fonksiyonlu yapay sinir ağları
Ab	: Antikor
ADD (DWT)	: Ayrık dalgacık dönüşümü
AF	: Atriyal fibrilasyon

Ag	: Antijen
AGF	: Alçak geçiren filtre
AKNS	: Ara katman nöron sayısı
APC	: Atriyal premature kasılması (atrial premature contraction)
C	: Klon seti popülasyonu
C*	: Hipermutasyon sonrası oluşmuş popülasyon
ÇKYSA	: Çok katmanlı yapay sinir ağları
D	: Öklid uzaklık ölçütü
DDA	: Dalgacık dönüşümü analizi
EKG	: Elektrokardiyografi
HAS	: Hafıza antikor sayısı
HD	: Hücre dışı
Hİ	: Hücre içi
HMH	: Hedeflenen minimum hata
İPSO	: İkili parçacık sürü optimizasyonu
LR	: Öğrenme oranı
M	: Antikor sayısı
MAE	: Ortalama mutlak hata
Mc	: Momentum sabiti
MSE	: Ortalama karesel hata
NSR	: Normal sinüs ritmi
OKD	: Ortalama karesel doğruluk
OKKD	: Ortalama karesel karekök doğruluk
OMD	: Ortalama mutlak doğruluk
P	: Popülasyon
PDA	: Personal digital assistant
Pr	: Geri kalan popülasyon
PS	: Parçacık sayısı
PSO	: Parçacık sürü optimizasyonu
PSO-YSA	: Parçacık sürü optimizasyonu tabanlı yapay sinir ağları hibrit sistemi
RMSE	: Ortalama karesel hata karekökü
RTFYSA	: Radyal tabanlı fonksiyon yapay sinir ağları
SA	: Sinüs aritmisi
SC	: Durdurma kriteri
SDD (CWT)	: Sürekli dalgacık dönüşümü
SOM	: Self organization map
VTI	: Ventriküler trigemini
VTK	: Ventriküler taşikardi
YBS	: Yapay bağışıklık sistemi
YBS-YSA	: Yapay bağışıklık sistemi tabanlı yapay sinir ağları hibrit sistemi
YD	: Yuvarlama doğruluk
YGF	: Yüksek geçiren filtre
YSA	: Yapay sinir ağları

1. GİRİŞ

Günümüzde, hastalıklarının teşhisinde yaygın olarak kullanılan ve vücudun ilgili bölümlerine takılan elektrotlarla elde edilen sinyallerin bilgisayar teknolojileri kullanılarak tanınması ve sınıflandırılması önemli bir konu olarak literatürde yerini almaktadır. Bu çalışmaların çoğunda, farklı yapay zeka yöntemleri tek başına veya birlikte kullanılarak çözüm üretilmektedir. Ayrıca, son çalışmalarda yapay zeka yöntemlerine ek olarak meta-sezgisel optimizasyon yöntemleri de yaygın olarak kullanılmaktadır.

Yapay zeka yöntemleri ile eldeki veriler sınıflandırılarak, gruplandırılarak ya da veriler arasında ilişkiler, bağıntılar, istatistiksel sonuçlar oluşturularak modeller oluşturulur. Oluşturulan model, geliştirildiği veri kümesinde olmayan yeni bir kayıt geldiğinde, yeni gelen kayıt hakkında tahmin yapma imkanı verir. Yapılan tahminlerin doğruluk derecesi oluşturulmuş olan modelin veri üzerindeki başarısını ortaya koyar. Dolayısıyla bir yapay zeka uygulamasında hangi algoritma ile daha iyi sonuçlar elde edildiği uygulamanın başarısı açısından önemlidir (Coşkun ve Baykal, 2005).

Optimizasyon, bir problemin en uygun çözümünü bulma işlemidir ve bu işlemde kazancın en yüksek olması amaçlanır. Bu amaç için probleme en uygun yöntemi seçmek gerekir. Gerçek dünya uygulamalarında kaynakların kısıtlı olmasından dolayı matematiksel model yaklaşımları, problemleri basitleştirerek ya da varsayımlar yapıp sınırlandırarak çözüm yoluna giderler (Sarker ve Newton, 2008). Gerçek problem için kabul edilebilir doğru bir çözüm, problemin değiştirilmiş modelinden elde edilen çözümlerden önemli ölçüde farklılık gösterebilir. Matematiksel model yaklaşımıyla elde edilen çözümler arasındaki tutarsızlığı azaltmak ve gerçekçi bir problem çözümü için sezgisel metotlar kullanılabilir. Tüm çözüm uzayının aranması sezgisel metotlar ile mümkün olur ve geçerli en uygun alt çözümler sunulabilir.

Sezgisel metot, bilgisayar bilimlerinde, sezgisel ya da buluşsal (*heuristic*) bir problem çözme tekniğidir. Sezgisel arama metotları geçiş süresinde daha verimli hale gelebilmek için en iyi çözümü aramaktan vazgeçerek çözüm zamanını azaltan algoritmalardır. Bu metotlar en iyi sonucu bulacaklarını garanti etmezler fakat makul bir süre içerisinde bir çözüm elde edeceklerini garanti ederler. Genellikle en iyiye yakın olan çözüm yoluna hızlı ve kolay bir şekilde ulaşırlar (Chowdhary, 2011). Metasezgisel algoritmalar ise farklı metodlar ile arama uzayının araştırılması için yüksek seviye stratejilerdir. Günümüzde metasezgisel algoritmalara olan ilginin artmasıyla

biyomedikal sinyallerin sınıflandırma problemlerinde başarıyı ve/veya hızı yükseltmek amacıyla, yapay zeka yöntemleri ile metasezgisel yöntemler birlikte kullanılarak oluşturulan hibrit yapılara önem verilmektedir.

Tıp dünyasında farklı uzmanlık alanlarına göre yetişen birçok doktor olmasına rağmen çoğu hastanede istenilen her alandan doktor bulmak zor olabilmektedir. Hastanelerde, acil durum vakalarında ve özellikle de uzman hekimlerin olmadığı sağlık kuruluşlarında insan vücudundan alınan sinyal ve verilerin yorumlanması çoğu zaman bir sorun olarak karşımıza çıkmakta ve bu verilerin doğru bir şekilde irdelenerek sonuca ulaşılması önem arz etmektedir. Hastalıklara zamanında ve doğru yöntemlerle müdahale edilmesi, ilgili hastalığın doğru bir şekilde teşhis edilmesine bağlıdır. Doğru teşhisler için ise bazı gerekli ve önemli sistemlere ihtiyaç duyulmaktadır (Ceylan, 2009).

Sağlıklı birey, daha doğrusu sağlıklı toplum olmak konusunda en önemli hedef, hastalıkları henüz tedavi edilebiliyorken yani hastalığı en erken evresinde yakalayabilmek veya mümkünse ortaya çıkışını önleyebilmek olarak gösterilmektedir; çünkü hastalık ortaya çıktıktan sonra tedavisi zor olabilir. Günümüzde kadın ya da erkek ayrımı gözetmeden toplumun her kesiminde yaygın olarak görülen kalp hastalıklarında erken tanı, tedavinin başarısını etkileyen en önemli unsurlardan biridir. Bu konuda izlenebilecek en doğru yol düzenli kontrollerden geçmektir (Iung B. ve ark., 2003). Elektrokardiyografi (EKG) sinyallerinin gözlemlenerek değerlendirilmesi özellikle kalp hastalıklarının teşhisinde kullanılan en yaygın yöntemlerden birisidir. Fakat EKG gibi biyomedikal sinyallerin gözle değerlendirilmesi deneyim gerektiren ve zaman alıcı bir yöntemdir. Bu nedenle bilgisayar teknolojileri ve yazılımları kullanılarak EKG gibi sinyallerin değerlendirilmesi hastalıkların teşhisinde oldukça önemli hale gelmektedir.

Bu nedenle, literatürde EKG kullanılarak kalp hastalıklarının teşhisinde yapay zeka ve optimizasyon yöntemlerinin ayrı ayrı veya birlikte kullanıldığı çalışmaların sayısı kayda değer derecede artmaktadır. Birden fazla yöntem birlikte kullanılarak oluşturulan hibrit yapılarla başarıyı yükseltmek hedeflenmektir.

EKG ile kalp hastalıklarının teşhisinde özellikle YSA, bulanık mantık, genetik algoritmalar ve PSO ile oluşturulan hibrit sınıflayıcı çalışmaları dikkati çekmektedir. Bunun yanında, literatürde EKG ile kalp hastalıklarının sınıflandırılması amacıyla YSA ile YBS' nin birlikte kullanıldığı çalışmalar azınlıktadır. Bu kapsamda, bu tez çalışmasında, bazı kalp hastalıklarının yüksek doğrulukla teşhis edilmesi amacıyla YSA, YBS, YBS-YSA ve PSO-YSA sistemleri kullanılmıştır. Ayrıca kullanılan

sistemlerin performansları kıyaslanarak hangisinin daha iyi sonuç verdiği ortaya çıkarılmıştır.

Bu tez çalışmasında, MIT-BIH EKG Aritmi Veritabanından alınan normal sinüs ritminin 5 farklı aritmi (Atrial Premature Kasılması, Ventriküler Taşikardi, Sinüs Aritmisi, Ventriküler Trigemini ve Atrial Fibrilasyon) ile ayrı ayrı kullanılması sonucunda 2 sınıflı 5 farklı veri kümesi oluşturularak her veri seti kendi içerisinde k-kez çapraz doğrulama yöntemi ile eğitim ve test datalarına ayrılmıştır. Daha sonra eğitim ve test datası olarak ayrılmış setler YSA, YBS, PSO-YSA ve YBS-YSA sınıflama sistemlerine uygulanarak sınıflama işlemleri gerçekleştirilmiş ve elde edilen sonuçların karşılaştırılması yapılmıştır

Bu tez çalışması genel olarak 5 ana bölümden meydana gelmiştir. Çalışmanın ilk bölümünde genel bir bilgilendirme yapılarak tezin amacından ve öneminden bahsedilmiştir. İkinci bölüm, ayrıntılı literatür çalışmasının yapıldığı kaynak araştırmalarını içermektedir. Üçüncü bölümde ise çalışmada kullanılan materyal ve yöntemlerden bahsedilerek kullanılan sınıflayıcı sistemler ile elde edilen veri setleri ayrıntılı olarak anlatılmıştır. Dördüncü bölümde, gerçekleştirilen uygulamalara, bunların tablolar halindeki sonuçlarına ve elde edilen sonuçların yorumlanmasına yer verilmiştir. Son bölümde ise uygulama sonuçlarının değerlendirilerek bunlar hakkında bazı öneriler verilmiştir.

1.1. Tez Çalışmasının Amacı ve Önemi

Biyomedikal verilerin sınıflandırılması işlemi olarak ele alınan tıbbi karar verme süreci çok yönlü kompleks bir süreç olup doğru teşhiste bulunulması önemlidir. Bu işlemi gerçekleştirmek için uygun verileri elde etmek, bunları en iyi şekilde ifade edebilen özellikleri çıkarmak ve elde edilen bu yeni veri setini analiz etmek gerekir. Üzerinde çalışılan verilerin kompleks ve boyutlarının fazla olmasından dolayı bu verilerin işlenerek haklarında karar verme aşamasında zorunlu olarak bilgisayar ve yüksek doğrulukta çalışabilen çeşitli sınıflayıcı yapay zeka sistemlerinin kullanılmasına ihtiyaç vardır (Güler ve Übeyli, 2004).

Biyomedikal bir sinyal olan EKG kullanılarak yapılan bazı kalp ritim bozukluklarının teşhisi günümüzde hayati derecede öneme sahiptir. Kişilerden alınan EKG sinyallerinin gözlenmesinin yanı sıra sinyalin normal sinüs ritmi mi yoksa bozuk bir ritim mi olduğunun tıbbi olarak belirlenmesine ihtiyaç duyulmaktadır. Ancak bu

şekilde, kullanılan sistemler aracılığıyla işlenen sinyallerin yüksek doğrulukta ayırt edilebilmesi gerçekleştirilebilmektedir.

Yapay zeka yöntemleri ile biyomedikal sinyallerin sınıflandırılması veya tanınması sırasında veri sayısının artmasına bağlı olarak sistemin eğitme hızı da sınıflama doğruluğu ölçüsünde önem arz etmektedir. Bu açıdan, özellikle biyomedikal sinyallerin sistemler tarafından hızlı bir şekilde eğitilmesinin yanında hayati derecede öneme sahip olan bazı hastalıkların yüksek doğrulukta teşhis edilmesi de bir diğer amaç olarak karşımıza çıkmaktadır. Bu tez çalışmasında, başlangıçta MIT-BIH EKG Aritmi Veritabanında bulunan çeşitli kalp ritm bozukluklarına sahip olan kişilerden alınmış EKG sinyalleri filtreleme, QRS tespitinin yapılması, gerekli özelliklerin çıkarılması gibi ön aşamalardan geçirilmiştir. Daha sonra bu sinyallerin YSA, YBS, YBS-YSA ve PSO-YSA sistemleri kullanılarak normal sinüs ritmini diğer kalp ritim bozukluklarından ayırt edilmesi işlemi gerçekleştirilmiştir. Kullanılan sistemlere ait bazı önemli parametrelerin denenerek en optimum değerlerin seçilmesi ile daha hızlı ve daha yüksek doğrulukta bir eğitme aşamasının gerçekleşmesi sağlanmıştır.

Bu zamana kadar yapılmış olan çalışmalara bakıldığında, biyomedikal sinyallerden biri olan EKG sinyalinin işlenerek sınıflandırılmasında bu çalışmada kullanılan YSA, YBS, YBS-YSA ve PSO-YSA sistemlerinin tamamının bir arada bulunduğu bir çalışmaya rastlanılmamıştır (Özbay ve Karlık, 2001; Foo ve ark., 2002; Dong ve Xu, 2005; Rodriquez ve ark., 2005; Özbay ve ark., 2006; Serdengeçti, 2008; Ceylan, 2009; Doğan, 2009; Kahramanlı ve Allahverdi, 2009). Bunların dışında EKG sinyallerinin sınıflandırılmasında YBS-YSA hibrit sisteminin kullanıldığı çalışmalar azınlıktadır. Gerçekleştirilmiş olan bu çalışmadaki asıl amaç, kullanılan hibrit sınıflayıcıların başarısını YSA ve YBS gibi iki köklü sistem ile kıyaslayarak bu hibrit sistemlerin performanslarının değerlendirilmesidir. Ayrıca bu çalışma, konuyla ilgili alanda çalışan ya da çalışmayı düşünen araştırmacılara hangi sistemin hangi parametreler ışığında daha iyi sonuç verdiği hususunda yol gösterici nitelikte bir öneme sahiptir.

2. KAYNAK ARAŞTIRMASI

Yapılan bu tez çalışmasının kaynak araştırması kısmı aşağıdaki aşamalardan meydana gelmiştir:

İlk olarak çalışmada kullanılan biyomedikal sinyal olan EKG sinyalinin literatürde ne tarz çalışmalarda kullanıldığına bakılmıştır. Bu bakış açısı ışığında Özbay ve Karlık tarafından 2001' de yapılmış olan çalışma ele alınmıştır. Bu çalışmada EKG aritmilerini sınıflandırmak için yapay sinir ağları kullanmışlardır. Çalışmadaki veriler, bu tez çalışmasında olduğu gibi MIT-BIH EKG veri tabanından alınmış ve karışık sınıflandırmada ortalama test hatası %2.2 olarak bulunmuştur.

Foo ve arkadaşları tarafından 2002 yılında yapılan bir başka çalışmada ise EKG sinyallerinin tanınması için Levenberg-Marquardt eğitim algoritmasını kullanan bir yapay sinir ağı kullanılmış ve yine MIT-BIH EKG veri tabanından alınan datalarda %8 oranında hata saptanmıştır.

Bu çalışmalara ek olarak Dong ve Xu tarafından 2005 yılında gerçekleştirilen çalışma gelmektedir. Bu çalışmada hastanın üzerinde taşıyabildiği bir EKG tanıma ve gözleme sistemi tasarlanmıştır. Çalışmada yapay zekâ algoritmaları yerine, sınıflandırma farklı bir algoritma ile gerçekleştirilmiş ve sonuç olarak 8 farklı aritmi üzerinde yapılan uygulamalarda en yüksek %99.73 duyarlılık (sensitivity), %100 özgüllük (specificity) parametrelerine ulaşılmıştır.

Araştırılan kaynaklara devam edildiğinde bu çalışmayı 2005 yılında Rodriquez ve arkadaşları tarafından yapılan, EKG sinyallerinin bir PDA (Personal Digital Assistant - Elektronik Ajanda) üzerinde gerçekleştirilen yazılımla sınıflandırılması çalışması izlemiştir. Eğitim ve test verileri için yine MIT-BIH EKG verileri kullanılmıştır. Veriler rasgele seçilerek, %66' sı eğitim ve %33' ü test için ayrılmıştır. Weka ve Answer Tree olmak üzere iki farklı makine öğrenme algoritması kütüphanesi kullanılmıştır. Bu kütüphanelerdeki algoritma ve metot seçiminde tüm metotlar ve algoritmalar için validasyon verisi ile elde edilen 6 sonuç karşılaştırılmıştır. En iyi sonuç %92.7 olarak "C4.5 karar ağacı" algoritması ile elde edilmiştir.

Sonrasında ise 2008 yılında Serdengeçti tarafından gerçekleştirilen "Biyomedikal İşaretlerin Ayrıştırılması" adlı tez çalışması incelenmiş ve amacın Kör Kaynak Ayrıştırması yönteminin üç farklı yaklaşıma sahip algoritmalarını kıyaslayarak fetal EKG çıkartımı için en uygun olanı saptamak olduğu anlaşılmıştır. Bağımsız bileşenler analizi, izdüşüm tabanlı yöntem ve karmaşıklık tabanlı yöntem olarak

adlandırılan bu algoritmalar EKG işaretlerinden elde edilen yapay karışımlar üzerinde ve gürültü eklenerek sınanmıştır. Daha sonra dalgacık dönüşümü yöntemi, işaretlerdeki gürültüyü arındırma amaçlı olarak kullanılmıştır. Bir sonraki aşamada, uygulamalar sonucunda düşük hata oranı veren algoritmalar fetal EKG çıkartımı için kullanılmıştır.

Bu tez çalışmasında kullanılan EKG verisi üzerinde yapılan önişlemlere en benzer uygulamaların gerçekleştirildiği çalışma, 2009 yılında Ceylan tarafından yapılan "Özellik Çıkarma Teknikleri ve Yapay Sinir Ağları Kullanarak Bir Tele-Kardiyoloji Sistem Tasarımı" adlı doktora tez çalışmasıdır. Bu çalışmada pratisyen hekime yorum kolaylığı sağlayan ve uzman hekim ile konsültasyon yapmasına imkan veren bir telekardiyoloji sistemi önerilmiştir. Gerçekleştirilen telekardiyoloji sistemi üç aşamadan oluşmaktadır. İlk aşama sinyal kaydının yapılması ve ön işlemenin gerçekleştirilmesidir. İkinci aşama EKG sinyaline bir tanı konulmasını içermektedir. EKG sinyallerinin tanınması ve sınıflandırılması için dalgacık dönüşümü, temel bileşen analizi, tip-2 bulanık c-ortalamalar kümeleme algoritması ve yapay sinir ağları kullanılarak üç farklı sınıflandırma sistemi oluşturulmuştur. Sınıflandırma sistemlerinin eğitimi ve testi için MIT-BIH EKG aritmi veri tabanından alınan veriler kullanılmıştır. Eğitim ve test verileri 12 EKG sinyal sınıfını içermektedir. Gerçekleştirilen sınıflandırma sistemleri ile test verileri üzerinde %99 sınıflandırma doğruluğu elde edilmiştir.

EKG sinyalinin ne tür çalışmalarda kullanıldığı araştırıldıktan sonra bu sinyali sınıflayacak olan sistemlerin nerelerde ve ne şekilde kullanıldığı irdelenmiştir. Bu amaç doğrultusunda YSA sistemi için bakılan ilk çalışma 2006 yılında Özbay ve arkadaşları tarafından önerilen bulanık kümeleme sinir ağı yapısı olup, bu ağ ile 10 EKG sinyal sınıfı üzerinde %97 sınıflandırma başarısına ulaşılmıştır. Çalışmada gerçekleştirilen yapıda bulanık c-ortalamalar kümeleme algoritması kullanılarak eğitim setindeki aritmi sınıfları içerisinde söz konusu aritmiyi en iyi temsil edebilecek örüntüler seçilmiştir. Elde edilen yeni örüntülerden oluşan veri seti sinir ağına sunulmuştur. Kurulan sistemde amaç daha az veri ile çalışarak hem eğitim hatasını azaltmak hem de işlem süresini kısaltmaktır. Çalışmada sonuçlar sadece eldeki verilerle değil aynı zamanda 92 hasta verisi ile de test yapılarak elde edilmiştir. Sinir ağına göre hem daha düşük eğitim ve test hatasına hem de daha az işlem süresine ulaşılmıştır.

Tezel tarafından 2007' de yapılan "Biyomedikal İşaretlerin Yeni Bir Adaptif Aktivasyon Fonksiyonlu Yapay Sinir Ağı İle Sınıflandırılması" adlı tez çalışmasında ise, yeni bir yapay sinir ağı (YSA) yaklaşımı olarak, gizli katman düğümlerinde serbest parametreli adaptif aktivasyon fonksiyonu kullanan adaptif aktivasyon fonksiyonlu

YSA (AAFYSA) algoritması tasarlanmıştır. Tasarımı yapılan bu algoritma geliştirilmiş, Matlab programlama dili ile üç tane AAFYSA modellerinin (AAFYSA-1, AAFYSA-2 ve AAFYSA-3) ve geleneksel çok katmanlı YSA (ÇKYSA) algoritmasının yazılımı gerçekleştirilmiştir. Yapılan uygulamalarda, genelde %99.9 eğitme başarısı hem ÇKYSA hem de AAFYSA modelleri için elde edilmiştir.

PSO yöntemi için yapılan araştırmalarda ise Kennedy ve Eberhart tarafından 1995 yılında yapılan çalışmaya bakılmıştır. Bu çalışmada kuş sürülerinin sosyal davranışını model alan sezgisel tabanlı bir optimizasyon yöntemi olan parçacık sürüsü optimizasyonu algoritması geliştirilmiştir.

Bu çalışmadan sonra dikkat çeken ikinci çalışma olan Tamer ve Karakuzu tarafından 2006 yılında yapılan çalışmada ise EXOR probleminin çözülebilmesi için gerekli ağ parametreleri PSO algoritması ile geri yayılım algoritmasında hızlı bir şekilde belirlenmiştir. Yapay sinir ağlarının eğitimi için kullanılan geri yayılım öğrenme algoritması yerine PSO' nun kullanılabileceği ifade edilmiştir.

2007 yılında Tewolde ve Hanna tarafından yapılan çalışmada da Wisconsin göğüs kanseri verilerini sınıflandırması aşamasında, tek ve çoklu yüzey tabanlı veri ayırma metotlarının uygulanması için PSO' nun etkinliğinden faydalanılmıştır. Verileri eğitim ve test kısmında kullanılmak üzere ikiye ayırdıktan sonra, PSO tabanlı sınıflandırıcı ile eğitim ve test işlemlerini gerçekleştirmişlerdir. Daha sonra tek ve çoklu yüzeylerde performanslarını karşılaştırmışlardır.

Son olarak ise PSO ile YSA' dan sınıflandırma kuralı çıkarımı konulu tez çalışması ile 2008 yılında Delice karşımıza çıkmaktadır. Bu tez çalışmasında eğitilmiş YSA' dan sınıflandırma kuralları çıkarmak için ikili PSO (iPSO) algoritması geliştirilmiştir. Daha sonra test veri kümeleri üzerinde yapılan analizlerle, geliştirilen algoritmanın doğru ve etkin sınıflandırma kuralları üretebildiği gösterilmiştir.

Kaynak araştırma süresi zarfında PSO ile YSA' nın hibrit olarak kullanıldığı çalışmalara da bakılmıştır. Bu amaçla araştırılan ilk kaynakta, 2008 yılında Hema ve arkadaşları yaptıkları çalışmada, PSO-YSA kullanarak EEG işaretlerinin sınıflandırılması için bir sınıflandırma algoritması önermişlerdir. Beş zihinsel iş zamanında kayıt edilen EEG sinyallerinden özellikler çıkartılmış ve bu özellikler ikili kombine edilerek sinir ağlarının eğitilmesi ve test edilmesi için kullanılmıştır. 5 ve 10 gizli katman hücre sayıları kullanılmış, 5 hücre sayısına sahip sinir ağında daha iyi sınıflandırma performansı verdiği gözlenmiştir. Ayrıca elde edilen sonuçlar PSO' nun performansını onaylamıştır.

Diğer bir çalışma yine 2008 yılında Ninomiya ve Zhang tarafından gerçekleştirilmiş ve bu çalışmada geri beslemeli sinir ağlarının eğitimi için bir teknik geliştirilmiştir. Bu teknikte PSO' nun küresel optimizasyon yeteneği ile genelleştirilmiş Newton yönteminin hızlı yakınsama yeteneği kullanılmıştır. Başlangıç değerler ne olursa olsun geleneksel küresel optimizasyon yöntemlerinden daha yüksek küresel yakınsama sağlandığı belirtilmiştir.

2009' da yapılan bir tez çalışmasında ise Doğan, EKG vurularındaki anormalliklerin tespit edilmesi amacı ile öğrenme algoritması olarak PSO' yu kullanan radyal tabanlı fonksiyon yapay sinir ağları (RTFYSA) önermiştir. Ağ eğitimi için, MIT-BIH aritmi veritabanından alınan EKG kayıtları üzerinde düzeltmeler yapılmış ve PSO algoritması kullanılarak, RTFYSA eğitilmiş ve bulunan optimum ağ yapısı sunulmuştur. K-ortalamalar, Kohonen ve K-en yakın komşu yöntemleri ile kıyaslama yapılmış ve önerilen yöntemin ağın sınıflama başarısından ödün vermeden diğer yöntemlere nazaran çok daha hızlı sınıflama sonuçları verdiği göstermiştir.

Kaynak araştırmasını tamamlamak için son olarak literatürde YBS ile YSA' nın birlikte kullanıldığı çalışmalara bakılmıştır. Karşılaşılan ilk çalışma 2002 yılında Kim ve Lee tarafından gerçekleştirilen çalışma olup bu çalışmada bir YBS-YSA sistemi geliştirilmiş ve otomatik ağırlık fonksiyonu ayarlama çalışması yapılmıştır. Simülasyon sonuçları ortaya koymuştur ki YBS-YSA ile ağırlık ayarlama işlemi, optimum aramak için etkili bir yaklaşımdır.

Daha sonra Yan ve arkadaşları tarafından 2006' da yapılan bir başka çalışmada ise yeni bir SOM (*self organization map*) sinir ağı tabanlı YBS geliştirilmiştir. Bu çalışmada oluşturulan sistem antijeni sinir ağının girdisi gibi, antikoru da sinir ağının bağlantı ağırlığı olarak almıştır. Bu durum 3 aşamadan meydana gelmiştir: antijen ve antikorun tanışıp eşleşmesi, antikorun klonal çoğalması ve mutasyonu, antikor bellek matrisinin oluşmasıdır. Analizler silikon içeriği tahmininde kullanılmış ve sonuçların büyüleyici olduğu eklenmiştir.

2008 yılına gelindiğinde Mishra ve Patra' nın yaptıkları çalışma karşımıza çıkmaktadır. Bu araştırmacılar yaptıkları çalışmada kısa dönem yük tahmini (Short *term load forecasting*) için YBS-YSA olan hibrit bir yapı tasarlamışlardır. Bu yapıyı tasarlamalarındaki amaç enerji tasarrufunu arttırmak ve güç sisteminin güvenli çalışmasını sağlamaktır. Bu hibrit sistemle hızlı uyum ve doğruluktan çok az ödün vererek daha az geçmiş veri ihtiyacı sağlamaya çalışılmıştır.

Bu çalışmalara ek olarak Kahramanlı ve Allahverdi' nin 2009 yılında yaptıkları çalışmada ise sınıflama problemlerinden kural çıkarmak için YBS-YSA hibrit yapısı meydana getirilmiştir. Veri olarak kalp hastalık ve hepatit verilerini kullandıkları bu çalışmalarda sırasıyla %96.4 ve %96.8 doğruluk oranlarını elde etmişler ve o zamana kadar yapılan diğer çalışmalarla sonuçlarını kıyaslayarak göstermişlerdir.

Dikkat çeken son çalışma ise Xiaoping ve He tarafından 2011' de gerçekleştirilmiştir. Araştırmacılar bu çalışmada, arıza tespiti için YBS-YSA hibrit yapısını oluşturmuşlardır. Ağ mimarisi, aktivasyon fonksiyonları ve eğitim yöntemi tek tek seçim için uygun bir yöntemle özel olarak kodlanmıştır. Oluşturulan bu sistem daha sonra su kalitesi izleme ekipmanındaki arıza tespiti için uygulanmıştır. Sonuç olarak geri beslemeli YSA' dan daha iyi sonuç verdiği kanıtlanmıştır.

3. MATERYAL VE YÖNTEM

3.1. Elektrokardiyografi (EKG)

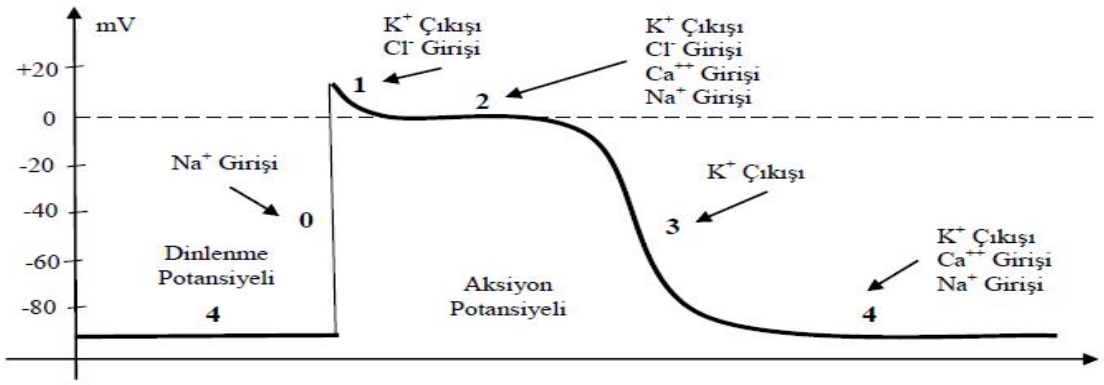
Kalp bir elektromotor kuvvet kaynağı gibi çalışır; çünkü birbirini izleyen safhalar boyunca hiç durmadan belirli bir elektriksel potansiyel üretir ve sonrasında kontraksiyon adı verilen mekanik işi yapar (Uçak, 2005).

İnce uzun, çok sayıda hücreden oluşan dokuya Miyokard denir. Kontraksiyon işlevini üstlenen ve miyofibril adı verilen öğeler hücrelerin içinde yer alırlar. Kontraksiyon birimi, miyofibrillerin bir araya gelmesi ile oluşur. Hücre membranının elektriksel anlamda uyarılması yani eksitasyonu, miyokardın kasılması için ön koşuldur. Eksitasyon-kontraksiyon eşlenmesi (*excitation-contraction coupling*) kontraksiyonun eksitasyonu izlemesi işlemine denir. Burada kalsiyum (Ca) iyonu, eksitasyonu kontraksiyona dönüştüren ara etmendir (Uçak, 2005).

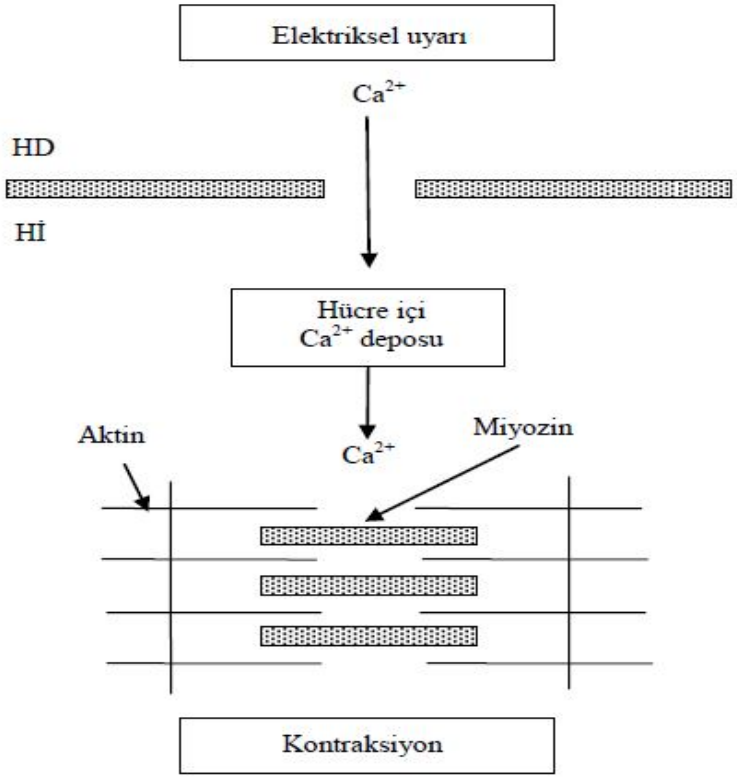
Aksiyon potansiyeli ya da elektriksel sistol adı verilen olay dinlenme durumundaki miyokard hücresinde belirli bir uyarım tarafından başlatılan elektrokimyasal içerikli işlemdir. Depolarizasyon ve repolarizasyon aşamaları aksiyon potansiyelini meydana getirir. Dinlenme potansiyeli yani diyastol, hücrenin repolarizasyonu izleyerek başlangıç durumundaki özelliklerine dönmesi olayıdır (Şekil 3.1) (Uçak, 2005).

Ca iyonu, depolarizasyon sırasında, membran dinlenme potansiyelinin -90 mV düzeyinden -40 mV dolayına ulaşması ile açılan ve bu nedenle "depolarizasyon aracılığı ile işleyen kanal (*depolarization-operated channel*) olarak nitelendirilen özel geçitlerden hücreye girer. Bu iyon, biriktiği "hücre içi Ca deposu"' ndan salıverilerek, aktin ve miyozin arasındaki etkileşimi baskılayan tropomiyozinin bu işlevini ortadan kaldırarak kontraksiyonu başlatır (Şekil 3.2) (Uçak, 2005).

Bedenin iletken bir ortam gibi davranmasından yararlanılarak, kalbin depolarizasyon ve repolarizasyon süreçleri sırasında çevresinde oluşturduğu elektriksel potansiyel değişikliklerinin zamana karşı çizdirilmesine elektrokardiyografi denir (Uçak, 2005).



Şekil 3.1. Miyokard hücresinin membran potansiyelinin belli başlı evreleri, membran potansiyelinin temel iyon devinimleri ile ilgisi. Şekil iyon pompası etkinliğine bağlı devinimleri içermemektedir

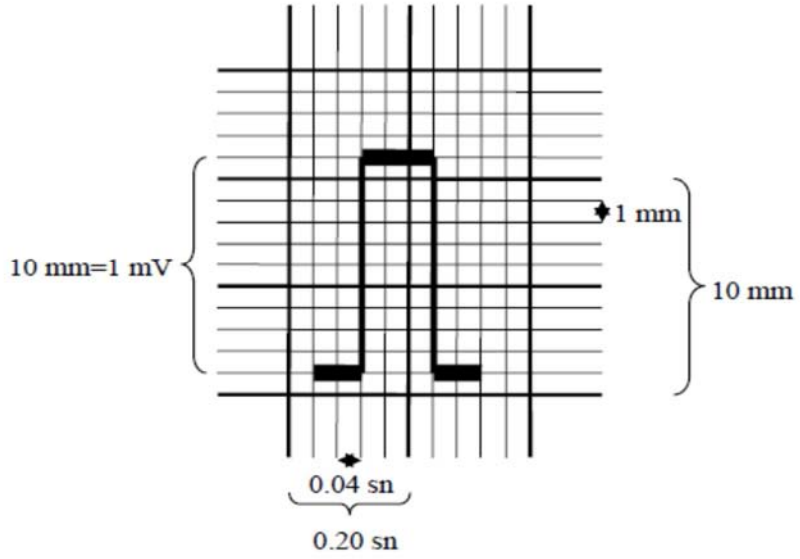


Şekil 3.2. Özetlenmiş eksitasyon-kontraksiyon eşlenmesi (HD=Hücre dışı, Hİ=Hücre içi)

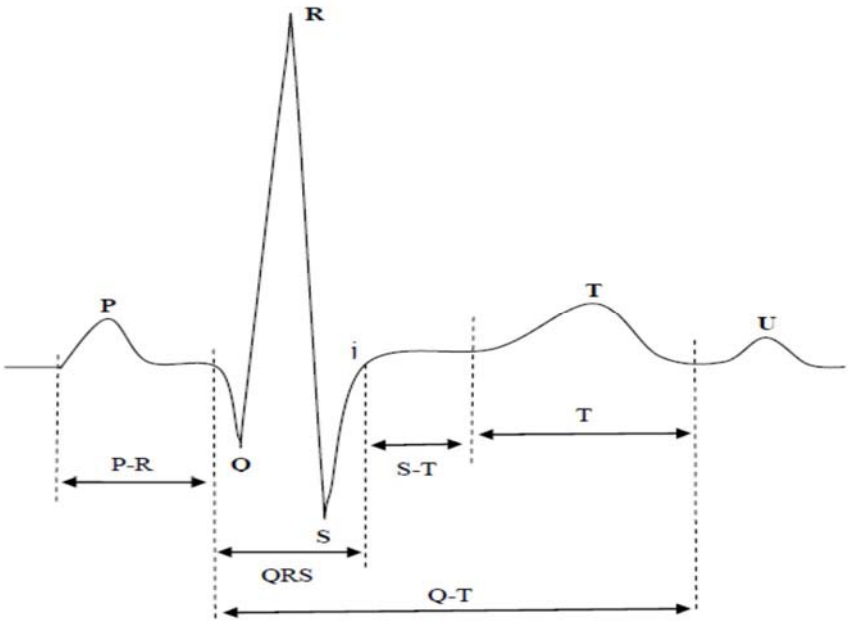
3.1.1. Normal elektrokardiyogram bileşiği

Elektrokardiyografi kağıdı üzerindeki dikey ve yatay çizgilerin aralıklarından yararlanılarak elektrokardiyogramda yer alan dalgaların süreleri ve genlikleri ölçülebilir. Elektrokardiyogram dalgalarının genlikleri, 1 mV' luk potansiyelin karşılığı 10 mm olacak biçimde düzenlenir. Şekil 3.3.' te görüldüğü üzere iki kalın dikey çizgi

arası 0.20 (0.04x5) sn, iki ince dikey çizgi arası 0.04 sn, iki kalın yatay çizgi arası ise 5 (1x5) mm ve iki ince yatay çizgi arası 1 mm'dir (Uçak 2005).



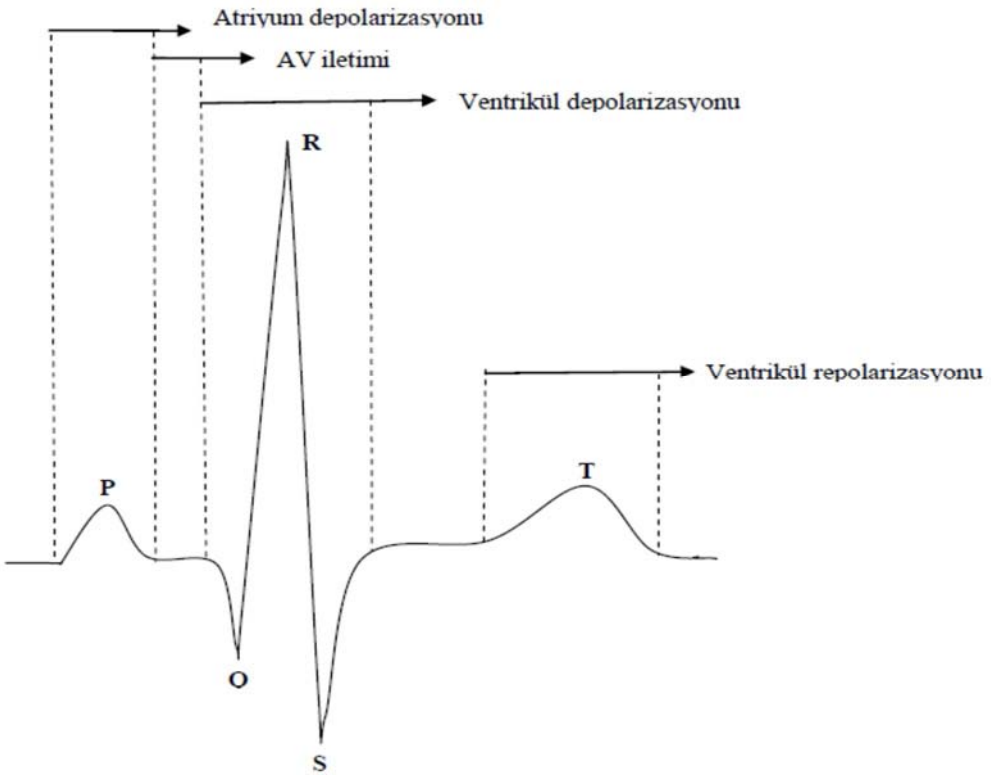
Şekil 3.3. Elektrokardiyogramdaki dikey ve yatay aralıklara ilişkin değerler



Şekil 3.4. Normal elektrokardiyogram bileşiği

Günlük uygulamalarda geçerli olan elektrokardiyografi çekim hızı 25 mm/sn' dir. Yani 1 dakikalık sürenin karşılığı, 1500 (25x60) mm' lik kağıt uzunluğu olarak kabul edilir. Elektrokardiyograma bakıp kalp hızını saptarken yaptığımız 1500' ü mm olarak RR aralığına bölme işleminin temelinde bu durum yatar. Normal bir

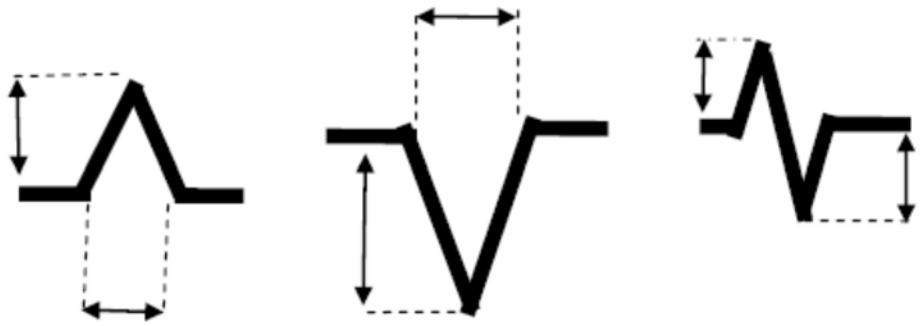
elektrokardiyogram P, Q, R, S, T, U adları verilen, *baseline* adı ile bilinen ve taban çizgisi üzerinde sıralanan dalgalardan oluşur (Şekil 3.4, Şekil 3.5). Dalgaların arasındaki uzaklıklara aralık ve dalgaların arasında kalan kesimlere bölüm denir (Uçak, 2005).



Şekil 3.5. Elektrokardiyogramda yer alan dalgaların ve aralıkların kalbin elektriksel etkinliğine ilişkin karşılıkları

P dalgası

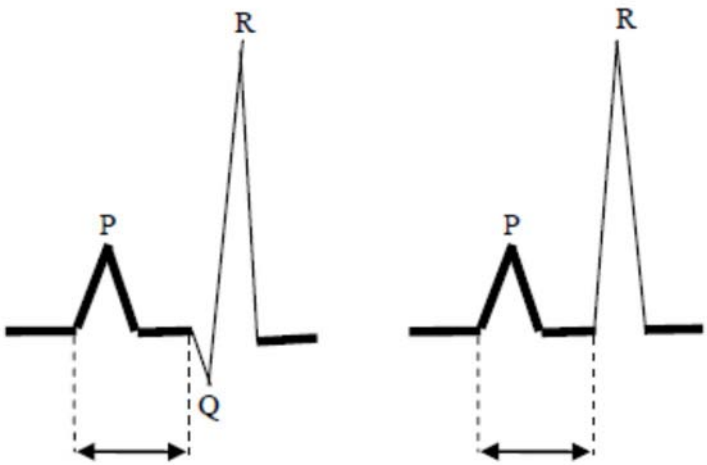
P dalgası Atriyumların depolarizasyonunu yansıtır ve tepesi yuvarlak, sivri ya da çentikli olabilir. Çentiklenme, tepecikler arasındaki uzaklık 0.03 sn' yi aşmadıkça normal bir görünümdür. P dalgasının genişliği, erişkinlerde en çok 0.10 sn ve genliği ise 2.5 mm' den küçüktür. Derivasyon I ve II' de genellikle en büyük P dalgasına rastlanır. Şekil 3.6' da, P dalgasına ilişkin ölçümler esnasında dikkat edilmesi gereken noktalar belirtilmiştir (Uçak 2005).



Şekil 3.6. P ve T dalgalarına ilişkin ölçümler esnasında temel alınması gereken kısımlar

P-R aralığı

PR aralığı, Sinüs-atriyum düğümünden çıkan uyarının ventriküllere ulaşabilmesi için geçen sürenin karşılığıdır ve normalde P dalgasının başlangıcından Q dalgasının başlangıcına ancak Q dalgasının görülmediği durumlarda R dalgasının başlangıcına kadar olan uzaklık olarak ölçülür (Şekil 3.7). PR aralığının erişkinlerdeki normal değeri, kalp hızının 70-90 vuru/dk arasında olması koşulu ile 0.12-0.20 sn' dir (Uçak 2005).

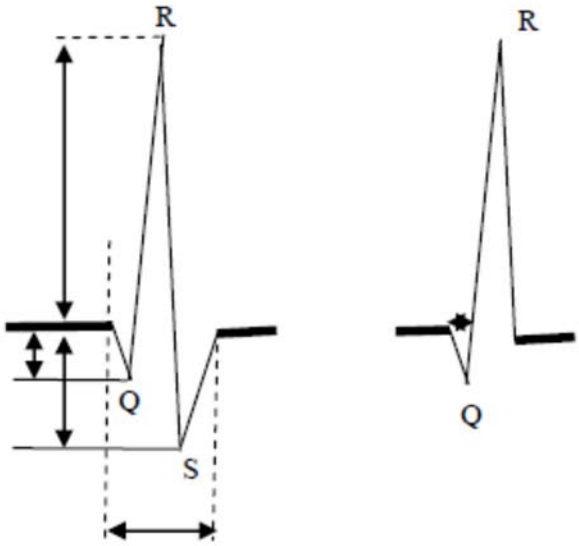


Şekil 3.7. PR aralığının ölçümünde temel alınacak kısımlar

Q-R-S bileşiği

QRS bileşiği, Ventrikül depolarizasyonu anlamına gelir ve bu bileşiğe bağlı olan öğeler ise Q, R ve S dalgalarıdır (Şekil 3.4). QRS bileşiğine ilişkin ölçümler Şekil 3.8' de gösterilmiştir. QRS bileşiğinin süresi erişkin normal kişilerde 0.10 sn' yi aşmaz;

fakat 0.10-0.12 sn arasında değişen QRS süreleri de bazen normal olabilir. Taraf derivasyonlarında en fazla 5 mm ve göğüs derivasyonlarında ise 10 mm' den küçük olan QRS bileşiğine ilişkin en büyük dalga, düşük QRS genliğinden söz ettirir (Uçak 2005).

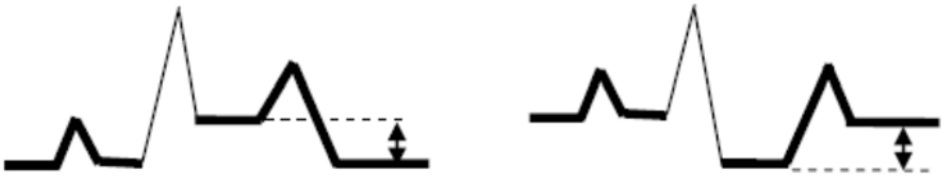


Şekil 3.8. QRS bileşiğini oluşturan değişik dalgalara ilişkin ölçümlerde izlenecek yöntem

S-T bölümü

ST bölümü, QRS bileşiğinin sonlandığı nokta ile T dalgasının başlangıcını birleştiren aralık olarak ifade edilir (Şekil 3.4). ST kısmı, genel olarak taban çizgisi üzerinde ilerler. Önceki ya da sonraki TP bölümü ise ST bölümünün yukarıya ya da aşağıya kayma derecesini belirleyebilmek amacıyla referans çizgisi olarak temel alınır (Şekil 3.9). PR bölümü, TP çizgisinin belirlenebilmesinin zor olduğu veya taban çizgisi üzerinde olmadığı durumlarda dikkate alınır (Uçak, 2005).

ST kısmının taraf derivasyonlarında 1.0 mm yukarıya veya 0.5 mm aşağıya kayması normaldir ve ST kısmının daha çok göğüs derivasyonlarında 2.0 ya da 3.0 mm yukarıya kayması normal olup erken repolarizasyon olarak belirtilir. Böyle bir durumda ise ST bölümü açıklığının yukarıya yönlü olduğu, ayrıca izleyen T dalgasının pozitif, yüksek ve geniş tabanlı olduğu görülür (Uçak 2005).



Şekil 3.9. ST bölümüne ilişkin çökme ya da yükselme türünden kaymaların ölçümünde izlenecek yöntem

T dalgası

T dalgası, Ventrikül repolarizasyonunu yansıtır (Şekil 3.4) ve erişkinlerdeki normal süresi 0.10-0.25 sn' dir (Uçak 2005).

U dalgası

U dalgası, normal kişilerde de görülebilen, T dalgasını izleyen ama nasıl oluştuğu kesin olarak bilinmeyen bir dalgadır (Şekil 3.4). Bu dalganın genliği kendisinden önceki T dalgasının genliğinin en fazla % 25' i kadar olabilir. T dalgasının pozitif olduğu derivasyon durumlarında U dalgası da pozitiftir ve U dalgasının ters yönlü olması anormal bir durumdur (Uçak 2005).

Q-T aralığı

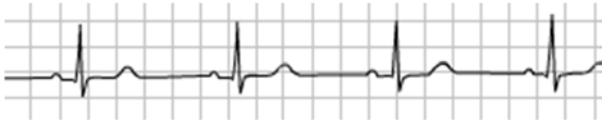
QT aralığı, Ventriküllerin depolarizasyon ve repolarizasyonu için geçen toplam süreyi yansıtır. Bu aralık QRS bileşiğinin başlangıcından T dalgasının bitimine kadar olan uzaklık kadardır (Şekil 3.4). QT aralığı, kalp hızı 60-100 vuru/dk arasında kalmak koşulu ile erişkinlerde 0.35-0.44 sn arasında değişir ve kalp hızı ile olan bağımlılığı nedeni ile düzeltilerek bildirilir. Düzeltilmiş QT aralığının üst sınırı ise 0.43 sn' dir (Uçak 2005).

3.1.2. EKG' ye ait bazı aritmiler

Gerçekleştirilen bu çalışmada, MIT-BIH EKG aritmi veri tabanında bulunan normal sinüs ritmi ve 5 farklı aritmi kullanılarak 6 sınıflı bir veri oluşturulmuştur.

3.1.2.1. Normal sinüs ritmi (NSR)

Normal sinüs ritminde, kalbin bir atışı sırasında yukarıda da anlatıldığı gibi altı ayrı dalga (P, Q, R, S, T ve U harfleriyle simgelenir) vardır ve bunlar belirli sıra, süre ve boyutlarda oluşurlar. Sinüs ritminden belli miktardan fazla sapmalar, kalp ritmindeki değişimlerin normal olarak değerlendirildiği büyük bir aralık bulunsa da, kalp rahatsızlıklarının işareti olabilir. Normal sinüs ritmi sinyali için Şekil 3.10' da örnek bir çizim verilmiştir (Güler, 2002).



Şekil 3.10. Normal sinüs ritmi

3.1.2.2. Atriyal prematüre kasılması (APC)

Sağ ya da sol atriyumdaki ektopik bir odaktan çıkan uyarı ile bir atriyal prematüre kasılması (APC) gelişir. P dalgasının şekli sinüs düğümünden çıkan normal P dalgasından farklıdır yani ters dönmüş olabilir. PR aralığı, normalden kısa veya uzun olabilir (Güler, 2002).

APC sıklığına bağlı olarak kalp hızı değişkenlik gösterebilir yani ritim düzensizdir. P ve QRS ilişkisi genellikle bire birdir. P dalgasının şekli değişkenlik gösterir ve bazen QRS bileşiği veya T dalgası içinde kaybolabilir. Seyrek olarak P dalgası çok erken çıktığında ventrikülü yanıtsız döneminde bulabilir ve ventrikülü uyaramadığından QRS bileşiği oluşmaz (Güler, 2002).



Şekil 3.11. Atriyal prematüre kasılması

3.1.2.3. Ventriküler taşikardi (VTK)

Ventriküler taşikardi, potansiyel olarak ventrikülerlerden dolayı ortaya çıkan ve hayatı tehdit eden kardiak bir aritmidir. Dakikada 120- 250 arasında değişen kalp atışına sebep olan geniş bileşimli taşikardidir. Ventriküler taşikardi genellikle miyokardiyal kalp ataklarına sebep olur (Güler, 2002).



Şekil 3.12. Ventriküler taşikardi

3.1.2.4. Sinüs aritmisi (SA)

Sinüs aritmisi isminden de anlaşılacağı üzere sinüs döngüsünün uzunluğunda fazik değişiklikler ile karakterize bir aritmi tipidir. Ritim yavaşlayan ve hızlanan dönemlerle karakterize olmasına rağmen uyarı çıkaran odak sinüs düğümündedir (Güler, 2002).

Bu rahatsızlığın görüldüğü kişilerde kalp hızı 60-100 vuru/dk arasındadır ve ritim düzenlidir. PR aralığı sabit, P dalgası, QRS bileşiği ve T dalgası normaldir. P ve QRS ilişkisi bire birdir. Sık olarak görülen ve tedavi gerektirmeyen normal bir ritimdir. Çocuklarda ve gençlerde erişkinlere nazaran daha fazla görülür. Yaşın ilerlemesi ile sıklığı azalır. Genel olarak klinik yakınmaya yol açmaz ancak kalp hızının çok fazla düşmesi durumunda bir kaçış ritminin başlamasına sebep olabilir.

Tedavi olarak egzersiz veya ilaçlarla kalp hızının arttırılması ile aritmi genel olarak sonlanır (Güler, 2002).

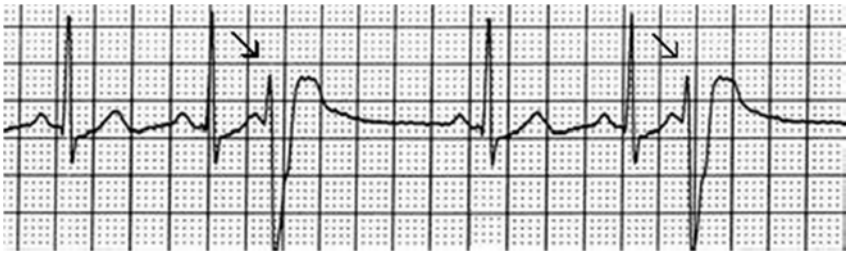
Sinüs aritmisinin iki çeşidinden biri olan solunumsal olmayan tipinde ise kalp hızı, erişkinlerde 100 vuru/dk' nın üzerindedir. Bu durum özellikle yüksek derece ateşi olanlarda 170 vuru/dk' ya ulaşabilir. Genellikle yavaş başlar ve yavaş sonlanır (Güler, 2002).



Şekil 3.13. Sinüs aritmisi

3.1.2.5. Ventrikül trigemini (VTI)

Ventrikül erken vurumu, ventriküllerde yerleşik odaklardan kaynaklanan ve temel ritimdeki siklus uzunluğuna göre erken beliren ektopik kontraksiyona denir. Ventrikül trigeminisi ise ventrikül erken vurularının düzenli olarak her üç vurumdan birini oluşturmaları durumuna denir (Silverman, 1983).

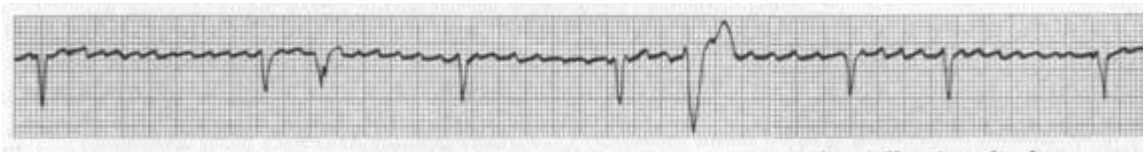


Şekil 3.14. Ventrikül trigemini

3.1.2.6. Atriyal fibrilasyon (AF)

Atriyal fibrilasyon en genel kardiak aritmisidir. Bu aritmi dar bileşikli ritim düzensizliğidir fakat EKG grafiğinde geniş QRS bileşiği gösterebilir. Eğer hastada kalp vurumu dakikada 150' den fazla ise bu aritminin belirlenebilmesi çok zorlaşır. Atriyal fibrilasyon, hastanın sağlık durumu ile iyileşebilmesi için kullanılan ilaç gibi

değişkenlere bağlı olarak, kalp vurumunda 50- 250 vuru/dk arasında değişimine sebep olabilir (Güler, 2002).

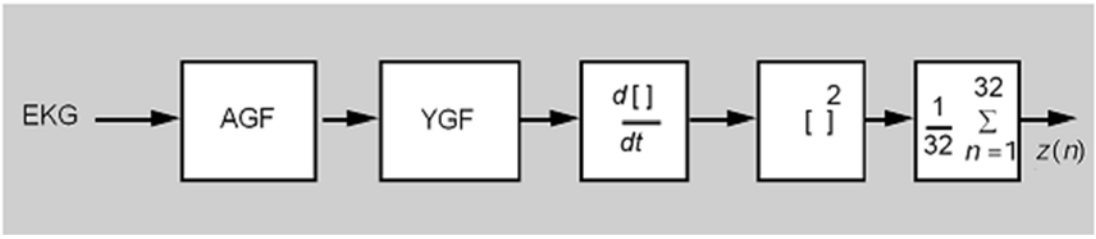


Şekil 3.15. Atriyal fibrilasyon

3.2. Özellik Çıkarma

3.2.1. Pan-Tompkins algoritması ile R-R aralığı tespiti

R tepelerinin tespit edilmesi işleminde kullanılan Pan-Tompkins algoritması, oldukça uygulanabilir ve anlaşılması kolay bir yöntemdir. Yöntemin blok şeması Şekil 3.16' da görülmektedir.



Şekil 3.16. Pan-Tompkins algoritması blok diyagramı

Şekil 3.16 incelenirse, bir dizi işlemden sonra, z(n) işareti elde edilir. Sistemin son aşamasında z(n) işareti, basit bir eşik ile eşiklenirse, R tepeleri rahatlıkla bulunabilir (Rangayyan, 2002).

Alçak geçiren filtre (AGF) ve yüksek geçiren filtre (YGF)

Bu kısımda sinyali gürültülerden arındırmak için alçak AGF ve YGF arka arkaya sinyale uygulanır. Jiapu Pan ve Willis J. Tompkins'in (1985) yapmış oldukları algoritmada tasarlanan alçak geçiren filtrenin 200 Hz lik örnekleme frekansı için kesim frekansı 11 Hz, kayma miktarı ise 5 örnek yani 25 ms' dir (Pan ve Tompkins, 1985). Yüksek geçiren filtrenin kesim frekansı örnekleme frekansı için 5 Hz olup oluş miktarı

16 örnek yani 80 ms' dir. Alçak geçiren filtreye ve yüksek geçiren filtreye ilişkin fark denklemleri sırasıyla aşağıda verilmiştir:

$$y[n] = 2*y[n-1] - y[n-2] + \frac{1}{32}*\left(x[n] - 2*x[n-6] + x[n-12]\right) \quad (3.1)$$

$$y[n] = x[n-16] - \frac{1}{32}*\left(y[n-1] + x[n] - x[n-32]\right) \quad (3.2)$$

Bu tez çalışmasında, bütün sinyallerin üzerinde öncelikle "ortalama atma" işlemi yapılarak baseline kaymaları giderilmiştir. Sinyallerdeki gürültülerin temizlenebilmesi için ise 30 Hz' lik bir alçak geçien filtre ile 0.1 Hz' lik yüksek geçiren bir filtre kullanılmıştır (Ceylan, 2009).

Türev operatörü

Türev operatörü, EKG sinyalinde hızlı değişimlerin ifadesi olan QRS bileşiklerinin ortaya çıkması, yavaş ve düşük frekanslı olan P ile T dalgalarının bastırılması için uygulanır (Rangayyan, 2002).

Bunun için aşağıdaki fark denklemi kullanılabilir:

$$y[n] = \frac{1}{8}\left(2x[n] + x[n-1] - x[n-3] - 2x[n-4]\right) \quad (3.3)$$

Kare alma işlemi

Kare alma işlemi genel manasıyla bilindiği gibi negatif değerlerin pozitif hale getirilmesi ve küçük değerlerin daha da küçülürken, büyük değerlerin daha da ortaya çıkarılması amacıyla uygulanır. EKG' de QRS bileşikleri daha belirginleşirken, P ve T dalgaları daha fazla bastırılır (Rangayyan, 2002).

$y[n] = y[n]^2$ ifadesi ile kare alma işlemi rahatlıkla gerçekleştirilir. Böylece türevden gelen negatif kısımlar yok edilmiş olur.

İntegrasyon ve eşikleme

Son olarak, yumuşatma işlemi için integrasyon yapılır. İntegral almak amacıyla aşağıdaki fark denklemlerinden yararlanılabilir. Burada N, işaretin ne kadar yumuşatılacağında etkilidir. 30-40 civarı alınabilir (Pan ve Tompkins, 1985).

$$y[n] = \frac{1}{N}\left(x[n] + x[n-1] + x[n-3] \ldots + x\left[n-(N-1)\right]\right) \tag{3.4}$$

İlk 4 aşama sırasıyla sinyallere uygulanıp, sabit bir eşik değeri alınarak QRS aralıklarının tespiti gerçekleştirilir. Bunun için Şekil 3.16' da z çıkışı incelenip bir eşiğe karar verilir. Bu çalışmada sinyal kayıtları için eşik katsayısı 0.6 alınarak işlemler yapılmıştır.

3.2.2. Dalgacık dönüşümü (Wavelet transform)

Sinyal analiz metotlarından zaman ve frekans temelli olanlar sinyalin hem zaman hem de frekans ekseninde ifade edilmesini kolaylaştırmanın yanında kesik ya da süreksiz bileşenlerin bulunmasını sağlar (Übeyli ve Güler, 2003). Dalgacık dönüşümünün kullanılmasından önce çok fazla teknik kullanılmıştır (Semmlov, 2004). Sismik sinyalleri sorgulamak için 1980' lerde Dalgacık Dönüşümü Analizi (DDA) geliştirilmiş ancak çok fazla ilerleme kaydedilmemiştir. Bilim ve mühendislikte dalgacık dönüşümü kullanılarak yapılan çalışmalar 1990' ların başında yeniden başlamıştır. Bu zaman diliminden sonra günümüze kadar olan süre içerisinde DDA hakkında çalışan araştırmacıların sayısındaki hızlı artış, bu konunun önemini yeniden gündeme taşımıştır (Ceylan, 2009).

Araştırılan kaynaklara göre dalgacık dönüşümünün Sürekli Dalgacık Dönüşümü (*Continuous Wavelet Transform*-CWT) ve Ayrık Dalgacık Dönüşümü (Discrete *Wavelet Transform*-DWT) olmak üzere iki sınıfı bulunmaktadır (McAndrew, 2004).

3.2.2.1. Sürekli dalgacık dönüşümü

Yüksek frekans sinyal özelliklerinde yüksek lokalizasyona izin vermesinden dolayı Sürekli Dalgacık Dönüşümü (SDD) geleneksel bir metot olan kısa süreli fourier

dönüşümünden ayrılan bir zaman-frekans analizi metodudur. İncelemenin ölçeğine bağlı olarak değişebilir pencere genişliği sağladığından dolayı bu dönüşüm sıklıkla kullanılır. SDD, yüksek frekanslı özelliklerin ayrımına izin veren bir esnekliğe sahiptir ve sinüzoidal analizli fonksiyonların kullanılmasında sınırlama yapmaz. "*x t*" şeklindeki sürekli bir zaman sinyalinin dalgacık dönüşümü, Denklem 3.5 ile tanımlanabilir (Semmlov, 2004):

$$T\,a,b = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x.t.\psi * \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \tag{3.5}$$

Burada analiz edilen dalgacık fonksiyonu $\psi\ t$'nin kompleks eşleniği $\psi^*\ t$'dir. a, dalgacığın ölçek parametresi, b ise dalgacığın konum parametresidir.

3.2.2.2. Ayrık dalgacık dönüşümü

Ayrık dalgacık dönüşümü (ADD) en yaygın bilindiği şekilde, a ve b olarak iki ölçekli bir güç sağlar. Dönüşümün integrali ADD için süreklidir, fakat sadece ayrıklaştırılmış a ile b uzayında belirlenir. Dalgacık dönüşümü, hızlı ve sinyal bilgisinde kayıp olmaksızın çoklu çözünürlük (*multiresolution*) algoritması kullanılarak, ayrık olarak hesaplanabilir. Dalgacık ayrıklaştırılması aşağıdaki şekilde ifade edilebilir (Ceylan, 2009):

$$\psi_{m,n}t = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \psi \left(\frac{t - n.b_0.a_0^m}{a_0^m} \right) \tag{3.6}$$

Burada dalgacık ölçeklemesini ve dönüşümünü, m ve n sırasıyla kontrol eder. a_0 ise ölçekleme adım parametresidir ve değeri 1'den büyük olarak seçilmelidir. b_0 konum parametresidir ve 0'dan büyük olmalıdır. a_0 ve b_0 ayrık dalgacık parametreleri, sırasıyla 2 ve 1 olarak seçilebilir. İki logaritmik ölçeğin yani hem ölçekleme ve hem de dönüşüm adımlarının gücü olan diyadik (sadece iki işleyeni olan bir işleç) bir ızgara düzeni olarak bilinir. En basit ve verimli ayrıklaştırma biçimi diyadik ızgaradır. Denklem 3.6' da a_0=2 ve b_0=1 yerine yazılırsa aşağıdaki Denklem 3.7 elde edilir:

$$\psi_{m,n}t = 2^{-m/2}.\psi 2^{-m}.t - n \tag{3.7}$$

Denklem 3.6 ile verilen genel ayrık dalgacık ifadesi, denklem 3.7 ile aynı notasyona sahiptir. $\psi_{m,n}t$ sadece a_0 =2 ve b_0 =1 ile ölçeklenmiş diyadik ızgarayı göstermek için kullanılmıştır. Hem ortogonal olup hem de birim enerjiye sahip olması için normalize edilen ayrık diyadik ızgara dalgacıkları genellikle ortonormal olmak için seçilir. Bu durum aşağıdaki Denklem 3.8 ile ifade edilir (Semmlov, 2004):

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi_{m,n}\, t\, \psi_{m'n'}\, t\, dt = \begin{cases} 1 \rightarrow & Eğer\ m = m' ve\ n = n' \\ 0 \rightarrow & Diğer\ Durumlarda \end{cases} \tag{3.8}$$

Bu durum, dalgacık dönüşümünden elde edilen $T_{m,n}$ dalgacık katsayısında depolanan bilginin başka yerde tekrar edilemeyeceği ve de fazlalık olmaksızın orijinal sinyalin yeniden üretiminin sağlanacağı anlamına gelir (Ceylan, 2009).

ADD, denklem 3.8' de diyadik ızgara dalgacığı kullanılarak şu şekilde yazılabilir:

$$T_{m,n} = \int_{-\infty}^{\infty} x\, t\, \psi_{m,n}\, t\, dt \tag{3.9}$$

Burada $T_{m,n}$ "*m,n*" konumlu ve ölçekli dalgacık katsayısı olarak bilinir.

Ortonormal diyadik ayrık dalgacıklar "ölçekleme fonksiyonları" ve onların ölçekleme eşitlikleri ile çağrıştırılır. Ölçekleme fonksiyonu sinyalin yumuşatılması ile çağrışır ve dalgacık gibi aynı forma sahiptir (Ceylan, 2009).

$$\phi_{m,n}\, t = 2^{-m/2}\, \phi\, 2^{-m}\, t - n \tag{3.10}$$

Bu dalgacıklar aşağıdaki Denklem 3.11 ile ifade edilen özelliklere sahiptirler:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \phi_{0,0}\, t\, dt = 1 \tag{3.11}$$

Buradaki $\phi_{0,0}\,t=\phi\,t$ ifadesine "baba dalgacık (father wavelet)" denir. Ölçekleme fonksiyonu, yaklaşım katsayıları ve sinyalle çarpılarak konvolve edilebilir (Ceylan, 2009).

$$S_{m,n=}\int_{-\infty}^{\infty} x\,t\,\phi_{m,n}\,t\,dt \tag{3.12}$$

$2^{m/2}$ çarpanlı sürekli sinyalin ağırlıklandırılmış ortalaması, yaklaşım (*approximation*) katsayılarıdır. Sinyalin ayrık yaklaşımı, sabit *m* ölçeğinde yaklaşım katsayıları olarak bilinir. Yaklaşım katsayısı ile çarpılan ölçekleme fonksiyonlarının dizisi toplanarak *m* ölçeğinde sinyalin sürekli yaklaşımı üretilebilir (Ceylan, 2009).

$$X_m\,t=\sum_{n=-\infty}^{\infty} S_{m,n}\,\phi_{m,n}\,t \tag{3.13}$$

Burada $X_m\,t$, ölçek indisi *m* 'de *Xt* sinyalinin ölçekleme bağımlı fonksiyonudur. Bu sürekli yaklaşım ile küçük ölçeklerde $m\rightarrow-\infty$ 'da $X\,t$ ' ye yaklaşır. Hem yaklaşım katsayıları hem de dalgacık detay katsayıları kullanılarak, $X\,t$ sinyali birleştirilmiş bir seri açılım ile gösterilebilir (Ceylan, 2009).

$$X\;t=\sum_{n=-\infty}^{\infty} S_{m_0,n}\,\phi_{m_0,n}\,t\;+\sum_{m=-\infty}^{m_0}\sum_{n=-\infty}^{\infty} T_{m,n}\psi_{m,n}\,t \tag{3.14}$$

Dalgacık sinyalinin detay katsayıları aşağıdaki Denklem 3.15 ile tanımlanır:

$$d_m\,t=\sum_{n=-\infty}^{\infty} T_{m,n}\,\psi_{m,n}\,t \tag{3.15}$$

Buradan yola çıkarak şu şekilde denklem 3.13' ü yazabiliriz:

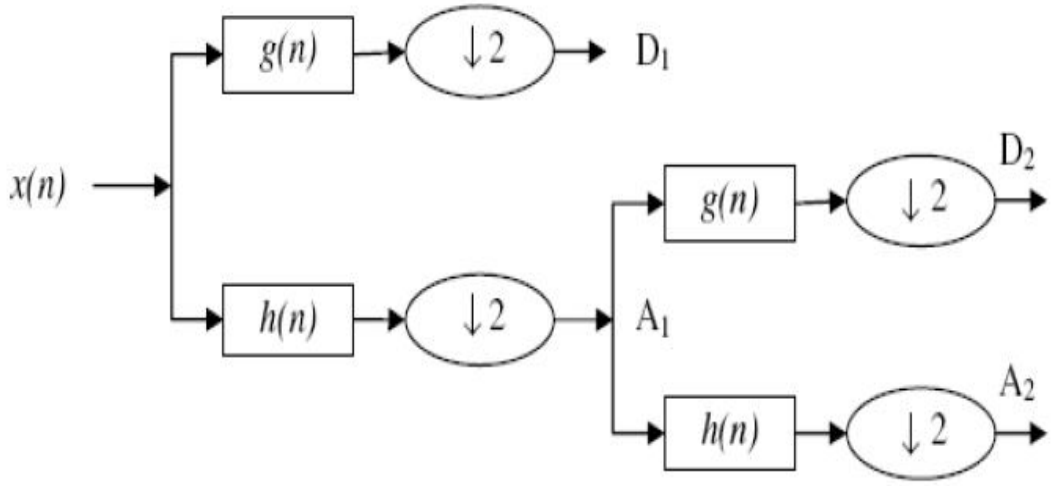
$$x\;t=x_{m_0}\;t\;+\sum_{m=-\infty}^{m_0} d_m\,t \tag{3.16}$$

Bu eşitlik kullanılarak aşağıdaki eşitliğin çıkması muhtemeldir:

$$x_{m-1}\ t = x_m\ t + d_m\ t \tag{3.17}$$

Bu gösterim "çoklu çözünürlük gösterimi (*multiresolution representation*) olarak belirtilir (Ceylan, 2009).

Buraya kadar olan kısımda ADD teorisi formüllerle ifade edilmeye çalışılsa da pratikte Şekil 3.17' de görüldüğü gibi filtreler kullanılarak gerçekleştirilir. Şekilde *x(n)* sinyalinin iki seviyeli dalgacık ayrıştırılması (*decomposition*) ifade edilmiştir. Ayrıştırılan *x(n)* sinyali, özel tasarlanmış filtreler ile giriş sinyalinin konvolüsyonu (*convolution*) ve filtrelenmiş sinyalin aşağı örnekleme (*downsampling*) metodu ile örneklenmesi sonucunda elde edilmiştir. Şekil 3.17' de görüldüğü gibi yüksek geçiren *g( )* ve alçak geçiren *h( )* birer filtre ile ayrıştırma işlemi gerçekleştirilir. Filtrelenmiş sinyalin 2 ile aşağı örneklendiği işlemini "$\downarrow 2$" sembolü göstermektedir. D_1 detay (*detail*) ve A_1 yaklaştırma (*approximation*) parametreleri sırasıyla yüksek geçiren ve alçak geçiren filtre kullanılarak gerçekleştirilen ilk seviye ayrıştırma ve aşağı örnekleme işlemlerinden sonraki sinyalleri gösterir. A_1 yaklaştırma katsayısı, birinci seviye ayrıklaştırmadan sonra aynı filtreler kullanılarak ikinci seviye için yeniden ayrıştırılır. İki seviyeden daha fazla bir ayrıştırma istenirse bu işlem aynı şekilde tekrar edebilir (Güler ve Übeyli, 2005; Ceylan ve Özbay, 2007).

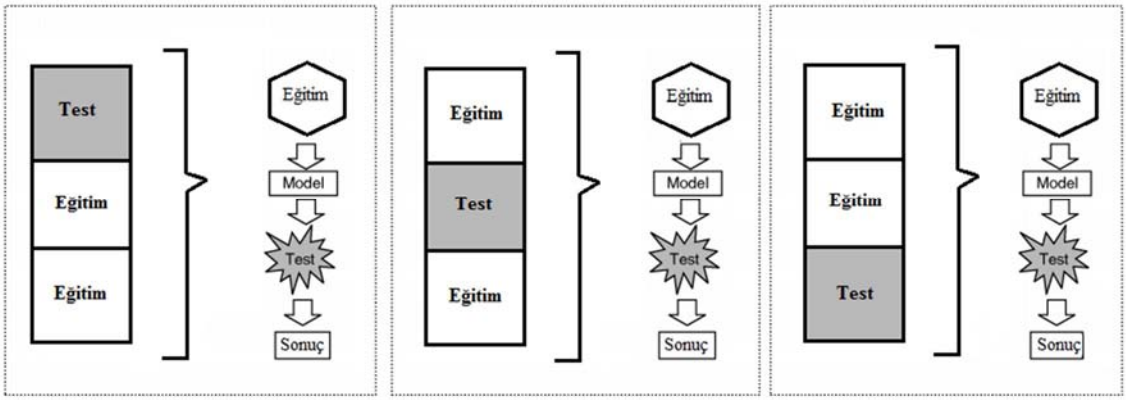


Şekil 3.17. Pratikte iki seviye ayrıştırmalı ayrık dalgacık dönüşümü

3.2.3. k-kez çapraz doğrulama (k-fold cross validation) yöntemi

Birçok sınıflama çalışmasında test sonuçlarının çok daha güvenilir ve belirleyici olabilmesi için araştırmacılar arasında k-kat (*fold*) çapraz doğrulama yaygın olarak kullanılır. Eğitimin rastgele örneklenmesi ile ilgili yanılgı başka bir deyişle önyargı, Kohavi'nin (1995) çalışmasında da belirtildiği gibi bu yöntem ile en aza indirilir. Bunun sebebi eğitim ve test verilerinin çapraz olarak değiştirilmesi yani aynı veri seti içerisinde eğitim ve test verilerinin farklı birleşimler şeklinde kullanılmasıdır (Yücelbaş, 2012).

Bu yöntemde, tüm veri k sayısı kadar yaklaşık olarak eşit büyüklükteki alt kümelere bölünür. Bu sınıflama algoritması k defa eğitilir ve test edilir. Test verisi olarak her defasında katlardan bir tanesi alınırken eğitim verisini oluşturmak için ise geriye kalan katlar alınır. Sonuç itibariyle her eğitim-test yapılandırması için k tane farklı test sonucu bulunmuş olur. Algoritmanın test doğruluğunu, Kohavi' nin (1995) çalışmasına göre bu sonuçların ortalaması vermektedir. Örneğin, k=3 için k-kez çapraz doğrulama yöntemi bir veri kümesine uygulanmış olsun. Bu veri kümesi yaklaşık olarak 3 eşit parçaya bölünecek ve bu üç parçanın k-1 tanesi yani 3-1=2 bölümü eğitim verisi için ayrılacaktır. Geri kalan bir tek bölümü ise test verisi için ayrılıp bu işlem 3 kez tekrarlanacaktır. Eğitim veri seti için her bir tekrarda farklı iki bölüm alınacak ve geri kalan tek bölümse aynı şekilde test verisi olarak kullanılacaktır. Bütün işlemler üç kere tekrar edildikten sonra her tekrar sonucunda elde edilen bulgular toplanıp üçe bölünecek ve ortalama sınıflama doğruluğu elde edilmiş olacaktır. Anlatılan bu yöntemin basit ifadesi Şekil 3.18' de gösterilmiştir (Yücelbaş, 2012).



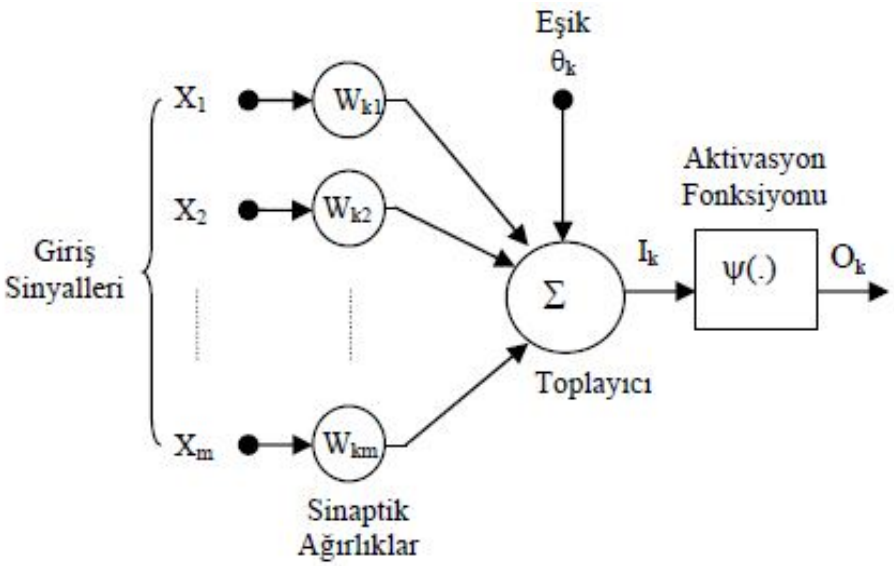
Şekil 3.18. Üç-kez çapraz doğrulama şekli

3.3. Yapay Sinir Ağları (YSA)

Donald Hebb (1949) bugünün sinir ağı teorisinin ilk kurucusu olarak bilinmektedir. Donald Hebb nörolog olduğu için, beynin nasıl öğrendiği ile ilgili çalışmalar yapmıştır. Beynin en temel birimi olan sinir hücresini inceleyerek çalışmalarına başlamıştır. Sinir ağı teorisini, iki sinir hücresinin birbirleriyle olan etkileşimi temelinin üzerine oturtmuştur. Günümüzde ise gerçek yaşamda kullanılan ve başarı oranı %99' lar ile ifade edilebilen çok sayıda yapay sinir ağı (YSA) modeli mevcuttur (Fauset, 1994).

3.3.1. İşlemci eleman olarak nöron

Birbirine bağlı doğrusal ve/veya doğrusal olmayan birçok işlemci elemanı YSA' nın yapısını oluşturur. Nöron olarak adlandırılan bu işlemci elemanlar, tek başına çok basit yapıya sahiptirler. Nöronun yapısında, üç ana bölüm bulunur; sinapstik ağırlıklar (bağlantı ağırlıkları), toplayıcı ve aktivasyon fonksiyonu (Efe ve Kaynak, 2000; Haykin, 1994).



Şekil 3.19. Lineer olmayan bir yapay nöron modeli

k. nöron girişleri, Şekil 3.19' dan da görülebileceği gibi, sinaptik bağıntılar üzerindeki ağırlıklar ile çarpılarak toplayıcıya uygulanmaktadır. Daha sonrasında elde edilen ağırlıklı toplam (I_k), nöronun aktivasyon fonksiyonundan $(\psi(.))$ geçirilerek

çıkışlar (O_k) Denklem 3.18 ve Denklem 3.19 ile hesaplanır (Efe ve Kaynak 2000; Sağıroğlu ve ark. 2003; Haykin 1994).

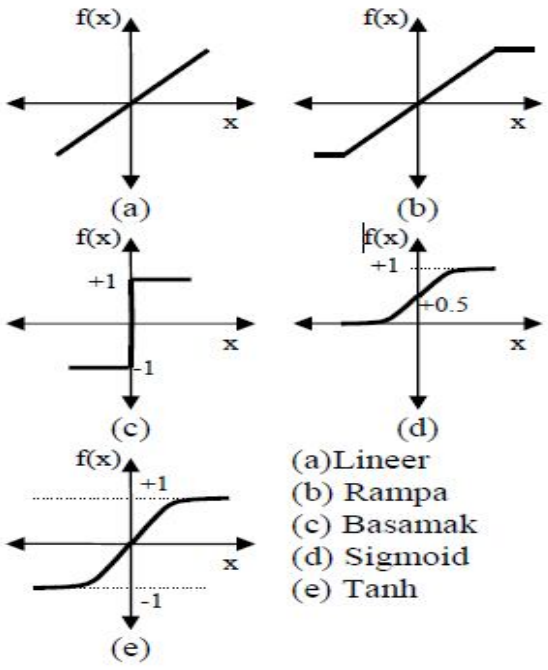
$$I_k = \sum x_k \, w_k + \theta_k \tag{3.18}$$

$$O_k = \psi(I_k) \tag{3.19}$$

Nöron çıkışındaki belirli bir değişime, her bir girişteki değişim neden olmaktadır. Ayrıca bu değişimin değeri, girdinin etki derecesini belirleyen bağlantı kazançlarına, toplayıcının eşik değerine ve nöron aktivasyon fonksiyonunun tipine bağlı olmaktadır (Efe ve Kaynak 2000; Sağıroğlu ve ark. 2003; Haykin 1994).

3.3.2. Aktivasyon fonksiyonları

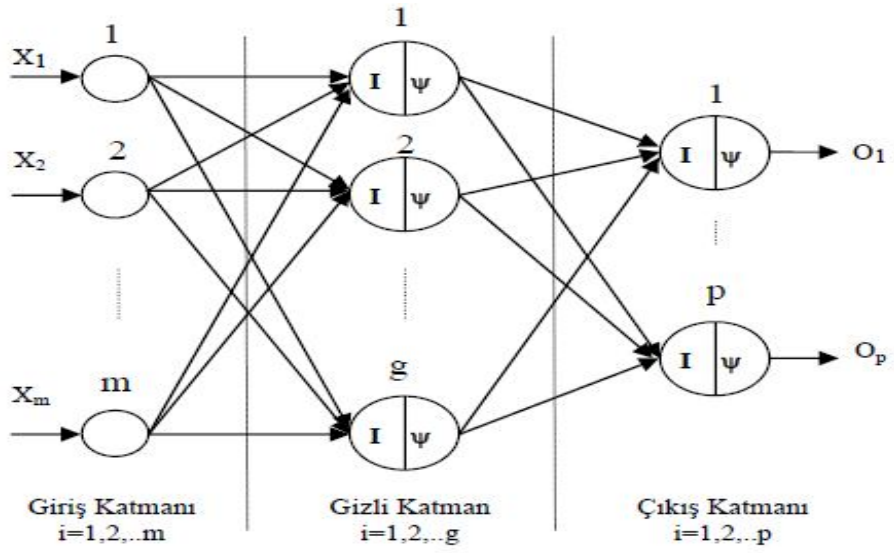
YSA'da bir nöronun giriş genliğini istenilen değerler arasında sınırlamak için aktivasyon fonksiyonları kullanılır. Bu fonksiyonların türevleri alınabilmeli ve de bu fonksiyonlar sürekli olmalıdırlar. Tek veya çift fonksiyon olabilirler ve de aynı aktivasyon fonksiyonunun ağın bütün nöronlarında kullanılması gerekli değildir (Öztemel, 2006). Sıklıkla kullanılan aktivasyon fonksiyonları Şekil 3.20 ile gösterilmiştir (Özbay, 1999).



Şekil 3.20. YSA' da sıklıkla kullanılan aktivasyon fonksiyonları

3.3.3. Çok katmanlı yapay sinir ağı

Giriş ve çıkış arasında doğrusal ilişki olmadığı zaman öğrenme işlemini gerçekleştirebilen gelişmiş modellerden biri olan çok katmanlı yapay sinir ağı (ÇKYSA) modelinde, giriş katmanı ile çıkış katmanı arasında bir veya birden fazla gizli katman mevcuttur. Şekil 3.21, tek gizli katmana sahip bir ÇKYSA modelini göstermektedir (Özbay, 1999).



Şekil 3.21. Tek gizli katmana sahip bir ÇKYSA modeli

YSA' nın toplam davranışındaki doğrusal olmama özelliğini, gizli katmanda bulunan nöronların doğrusal olmayan davranışları sağlar. Probleme göre giriş ve çıkış katmanındaki nöron sayısı değişebilir ancak gizli katmandaki nöron sayısını belirleyen herhangi bir analitik yöntem yoktur (Efe ve Kaynak, 2000).

Şekil 3.21 ile verilen ÇKYSA modelinde, bir giriş katmanı, bir gizli katman ve bir çıkış katmanı vardır. Katmanlardaki nöron sayısı birden fazla olabilir ve de her nöron mutlaka bir çıkışa sahiptir. Bir sonraki katmanda bulunan bütün nöronlarla bu çıkışlar bağlıdır. Dış dünyadan gelen girişleri ara katmana, giriş katmanı gönderir. Bilgi herhangi bir şekilde işlenmeden ara katmandan bir sonraki katmana iletilir. Giriş katmanından gelen bilgiler gizli katman tarafından işlenerek bir sonraki katmana yani çıkış katmanına iletilir. Gizli katmandan gelen bilgileri ise çıkış katmanı işleyerek, giriş katmanına uygulanan veriye karşılık ağın ürettiği çıkışı belirler (Tezel, 2007).

3.3.4. Geriye yayılım (Backpropagation) öğrenme algoritması

Geriye yayılım algoritması ya da genelleştirilmiş delta kuralı çok katmanlı ağların eğitilmesi işlemi için kullanılır. Werbos tarafından ilk kez (1974)'de geliştirilmiştir. 1982'de Parker, 1985' de LeCun ve (1986)' da Rumelhart tarafından yeniden geliştirilmiştir (Ceylan, 2009).

Algoritmanın, Rumelhart tarafından sunulan şekli mühendislik alanı için uygundur. Doğrusal olmayan haritalamada ya da çağrışım problemlerinde geriye yayılım algoritmaları ile eğitilen çok katmanlı ağlar iyi sonuçlar verir. Geriye yayılım algoritması ile iki setlik veriler ya da verilen giriş/çıkış çiftleri arasında özel bir haritalama geçekleştirmek için ağın sinaptik ağırlıklarının güncellenmesi gerekir. Bu algoritma; sabit ağırlıklı çok katmanlı ağ sınıflandırma, örüntü tanıma, teşhis vb. uygulamalar için eğitme işleminden sonra çağrışım görevini gerçekleştirir. Sinaptik ağırlıklar çok katmanlı ağın eğitme aşamasında, ağın çıkışı ve arzu edilen hedef arasındaki farka göre bütün giriş örüntüleri (öğrenme örnekleri) için aynı şekilde minimize edilir (Ceylan, 2009).

3.3.3.1. Geri yayılım yöntemi ile yapay sinir ağlarının eğitimi

YSA' nın eğitilmesi işleminde kullanılacak olan geri yayılım algoritması, ileri beslemeli ve çok katmanlı bir ağ yapısı gerektirir. Geri yayılım algoritmasında; giriş katmanı ‑ gizli katman, gizli katman ‑ gizli katman ve gizli katman ‑ çıkış katmanı arasındaki ağırlıklar, ağ çıkışında hesaplanan hataya göre optimize edilir. Ağı eğitmek amacıyla giriş ve ilgili çıkış vektörü kullanılır. Giriş vektörü, ağın giriş katmanına verilince ağırlıkları kullanarak aradaki gizli katmanlardan geçip, en sondaki çıkış katmanına ulaşır. Ağın her hücresi, kendisiyle sonlanan ağırlık vektörlerinin aritmetiksel toplamını alır ve sonucu, kullanılan aktivasyon fonksiyonunu esas alarak bir sonraki katmandaki hücrelere iletir. Sigmoid aktivasyon fonksiyonu kullanıldığı varsayıldığında ağırlıkların güncellenmesi için oluşturulan aşamalar aşağıdadır (Altun ve ark., 2002; Yalçın, 2012):

1. Ağırlıklar yardımıyla, giriş katmanına gelen girdiler hiçbir işleme uğramadan gizli katmana iletilir (Yalçın, 2012).
2. Toplama fonksiyonu ile gizli katmana gelen net girdi, gizli katman çıkışlarını hesaplamak ve elde edilen çıkışları çıkış katmanına iletmek için hesaplanır ve

aktivasyon fonksiyonundan geçirilir. I giriş katmandaki hücre sayısı denklem 3.20' de, S gizli katmandaki hücre sayısıdır. r giriş katmanındaki ilgili hücrenin indisi, c gizli katmandaki ilgili hücrenin indisi olmak üzere r=1, 2, ..., I ve c=1, 2, ⋯, S'dir. net_c gizli katmandaki c. hücreye gelen net girdiyi, w_{rc} ise bu iki hücre arasındaki ağırlığı ve x_r, giriş katmanındaki r. hücreden gizli katmandaki c. hücreye gelen girdiyi temsil etmektedir. c. hücrenin çıkışı denklem 3.21' de y_c'dir ve de sigmoid aktivasyon fonksiyonu hesaplanmasında kullanılmıştır. Denklem 3.22' de bu fonksiyonun türevi verilmiştir (Yalçın, 2012).

$$net_c = \sum_{r=1,c=1}^{I,S} \left(w_{rc}\, x_r \right) \tag{3.20}$$

$$f\left(net_c\right) = \frac{1}{1+e^{-net_c}} = y_c \tag{3.21}$$

$$f'\left(net_c\right) = \left(y_c - y_c \times y_c\right) = y_c\left(1 - y_c\right) \tag{3.22}$$

3. Ağırlıklar yardımıyla gizli katman çıkışları, çıkış katmanına iletilir. O, denklem 3.23' te çıkış katmanındaki hücre sayısıdır. Çıkış katmanındaki ilgili hücrenin indisi olan o, o=1, 2, ... , O'dur. net_o çıkış katmanındaki o. hücreye gelen net girdiyi, w_{co} ise gizli katmandaki c. hücre ile çıkış katmanındaki o. hücre arasındaki ağırlığı ve denklem 3.24' te y_o ise o. hücrenin çıkışını ifade etmektedir (Öztemel, 2006).

$$net_o = \sum_{c=1,o=1}^{S,O} \left(w_{co}\, y_c \right) \tag{3.23}$$

$$y_o = \frac{1}{1+e^{-net_o}} \tag{3.24}$$

4. Denklem 3.25' te ortalama karesel hata (MSE) hesabının formülizasyonu verilmiştir. Bu hesap geri yayılım algoritmasında kullanılır. Bu aşamada toplam örnek sayısını P değeri; p=1, 2, 3, … P olmak üzere örnek indisini ifade eder. y_p çıkış değeri, gerçek çıkış değeri y_{o_p} olan p. örneğin ağa gösterilmesi ile elde edilir (Yalçın, 2012).

$$MSE = hata = \frac{1}{2P}\sum_{p=1}^{P}\left(y_p - y_{o_p}\right)^2 \tag{3.25}$$

5. Ağırlıklar, elde edilen hatayı geriye yayma işlemiyle güncellenir. Delta kuralı da bu işlem esnasında kullanılır. Delta kuralı en çok kullanılan öğrenme algoritmalarından birisidir. Hücreler arasındaki ağırlıkların iterasyonla değiştirilmesi ilkesine dayanarak hatayı azaltmak için geliştirilmiştir. Yani MSE' nin minimize edilmesi amaçlanmaktadır. Bu amaç doğrultusunda hata, çıkış katmanından giriş katmanına geri iletilerek azaltılmaktadır (Kulluk, 2009). 3.26, 3.27 ve 3.30 denklemleri gizli-çıkış katman ağırlıklarının güncellenmesinde uygulanır. 3.28, 3.29 ve 3.31 denklemleri ise giriş-gizli katman ağırlıklarının güncellemesinde uygulanır (Batar, 2005; Sezer, 2008). Öğrenme oranı (katsayısı) ve ilgili hücrenin eğimi ise sırasıyla λ ve δ ile ifade edilir. Ağırlıkların bir sonraki adımda hangi oranda değiştirileceğini, 3.27 ve 3.29 denklemlerinde kullanılan λ gösterir. λ küçük seçilirse, ağın sonuca ulaşması yavaşlar, büyük seçilirse ağ daha kısa zamanda sonuca ulaşır. Ağın optimum noktayı bulması ve hesaplamalarda zaman kaybının oluşmaması için bu değerin çok büyük seçilmemesinde fayda vardır (Kulluk, 2009).

$$\delta_c = hata * y_o(1 - y_o) \tag{3.26}$$
$$\Delta w_{co} = \lambda * \delta_c * y_c \tag{3.27}$$
$$\delta_r = w_{co} * \delta_c * y_c(1 - y_c) \tag{3.28}$$
$$\Delta w_{rc} = \lambda * \delta_r * x_r \tag{3.29}$$
$$w_{co}(n+1) = w_{co}(n) + \Delta w_{co} \tag{3.30}$$
$$w_{rc}(n+1) = w_{rc}(n) + \Delta w_{rc} \tag{3.31}$$

3.4. Yapay Bağışıklık Sistemleri (YBS)

3.4.1. Sistemin tarihsel gelişimi

Yapay Bağışıklık Sistemleri (YBS) tıp bilimi için önemli bir alandır. Edward Jenner'in aşıyı bulduğu 1976 yılı Bağışıklık *(İmmünoloji)* biliminin de başlangıcı sayılır. Bağışıklık Ağı Teorisi ile Niels K. Jerne 1974 yılında ve reseptör çeşitliliği ve yapısal bağışıklık üzerine yaptığı çalışmalar ile de Susumu Tonegawa 1983 yılında

Nobel ödülüne layık görülmüştür. Sistemin işleyişini kavrama açısından, bağışıklık alanında yapılan çalışmalara paralel olarak oluşturulmaya başlanan bağışıklık sistemi modelleri, oldukça büyük katkılar sağlamışlardır (Özşen, 2008).

Bağışıklık sistemindeki olayların aydınlatılmaya başlanması ve yapay zekaya duyulan ilginin artması, YBS'nin ortaya çıkışının ardında yatan temel nedenler arasında yer almaktadır. Özellikle 1990' lı yılların sonlarından itibaren yapay zeka alanında çalışmakta olan çoğu araştırmacı, dikkatini YBS' ye yöneltmiş ve bu alanda en az YSA kadar etkin yeni algoritmalar oluşturulmaya başlanmıştır. YBS'nin uygulama alanları şu şekilde özetlenebilir: Robotik, YSA yaklaşımları, kontrol, optimizasyon, anormallik tespiti, indüktif problem çözme, etmen tabanlı yaklaşımlar, öğrenme, örüntü tanıma, bilgisayar modelleri, diğer yaklaşımlar (Açık Web sunucusu koordinasyonu, listeleme, veri madenciliği, sınıflama sistemleri, sensör tabanlı teşhis, gen kütüphanelerinin gelişimi, self-tanıma işlemi) (Özşen, 2008).

Son yıllarda YBS üzerinde çalışmalar yapan araştırmacılar arasında D. Dasgupta, J. Timmis, S.Forrest, S. Hofmeyr, L. N. De Castro, F. J. Von Zuben, A. B. Watkins, J. Kim, T. Knight ve M. Neal oldukça etkili algoritmalar oluşturmuşlardır. Bu kişiler YBS' nin gelişmesine ve giderek daha fazla ilgi toplamasına yardımcı olmuşlardır.

3.4.2. Yapay bağışıklık sistemlerinde temel kavramlar

Bağışıklık sistemindeki etkileşimlerin sistem bazında ifade edilerek bir YBS yapısı oluşturulması için sistemi oluşturan birimlerin gösterimine, sistemdeki birimlerin birbirleri ve çevre ile olan etkileşimlerini hesaplamak için bir mekanizmaya ve de bazı adaptasyon izleklerine ihtiyaç duyulur.

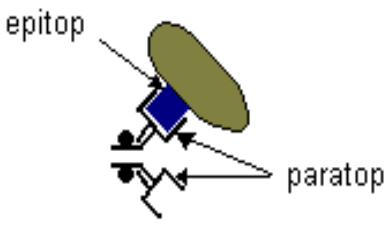
Yukarıda bahsedilen işlemlerin her biri için ortaya atılan algoritmalarda, çeşitli yöntemler geliştirilmiştir. Şekil-uzayı yaklaşımı, sistemin oluşmasında ilk aşamada sistemi oluşturan birimlerin gösterimi işlemi için Perelson ve Oster'in 1979 yılında ortaya attıkları, en çok kabul gören ve kullanılan yaklaşımdır. İkinci aşamada, etkileşimleri hesaplamak için bir mekanizma kullanılmalıdır. Antikor-Antijen etkileşimleri bir duyarlılık ölçütü kullanılarak modellenebilir. Örnek olarak Hamming uzaklığı kullanılarak, sistemde Antikorlar ve Antijenler binary diziler ile gösterilmişler ise Antijen ve Antikorlar arasındaki duyarlılık hesaplanabilir (De Castro, Von Zuben 1999a). Son aşamada ise bir bağışıklık fonksiyonu kullanılarak sistemin zaman ile nasıl

değiştiğini modelleyen adaptasyon izlekleri oluşturulur. Bu aşamada, Klonsal seçme ve negatif seçim algoritmaları (Forrest ve ark., 1994), bağışıklık ağları, bu amaçla oluşturulmuş en çok kabul gören yöntemlerdir. İkinci aşamada hesaplanan uygunluk ölçütleri bu yöntemlerin girişleri içinde yer alırlar.

3.4.2.1. Şekil Uzayı

Bağışıklık Repertuarı, antijen tanıma için gerekli olan tüm hücrelerin oluşturduğu sete denir. Bu repertuarın, vücudumuzun tüm antijenlerden korunabilmesi için tam olması gereklidir. Vücut, herhangi bir Antijeni tanıyabilecek reseptör molekülerini oluşturacak protein genlerine sahiptir ve bu genlerin farklı birleşimlerle dizilimi ile doğada bulunan hemen hemen tüm antijenleri tanıyabilir. Lenfositler ve Antijenler arasındaki etkileşimleri niceliksel olarak modellemek için 1979 yılında Perelson ve Oster tarafından şekil uzayı yaklaşımı ortaya atılmıştır (De Castro, Von Zuben 1999a).

Bağışıklık sisteminde iki hücre arasındaki etkileşim sırasında birçok fizikokimyasal olay meydana gelir. N boyutlu bir şekil uzayında iki nokta olarak bağışıklıktaki bu iki hücre gösterilebilir. Bu N boyutlu şekil uzayında N tane eksen vardır ve her bir eksen, iki hücre arasında gerçekleşen fizikokimyasal etkileşimlerden birini temsil eder. Tamamlayıcılık, bağışıklık sisteminde bir etkileşimin gerçekleşmesinde esastır. Örnek olarak, Şekil 3.22' de de görüldüğü üzere bir Antijenin epitopu (reseptörü) ile bir Antikorun paratopunun (reseptörü) şekilleri birbirlerini tamamlar nitelikte ise etkileşim en fazladır (Yücelbaş, 2012).

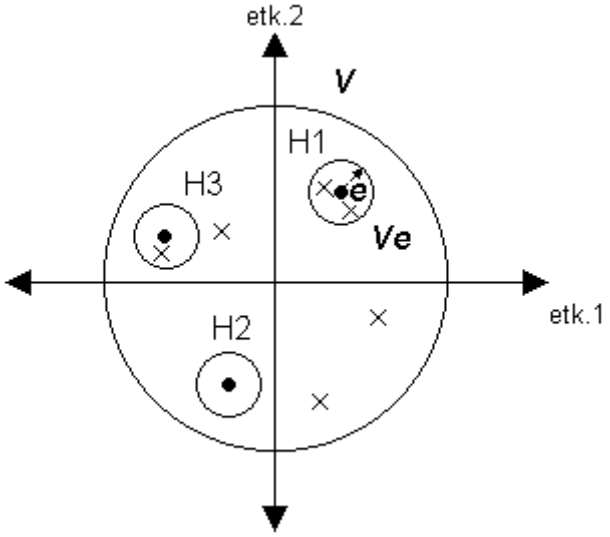


Şekil 3.22. Bağışıklık sisteminde tamamlayıcılık

Şekil uzayındaki uzaklık kavramı, bağışıklıktaki tamamlayıcılık özelliğini temsil eder. Şekil uzayında, bağışıklık sistemindeki iki hücreyi temsil eden iki nokta

birbirinden ne kadar uzak ise bu iki hücre arasındaki tamamlayıcılık o kadar fazladır (Özşen, 2008).

Bağışıklık sisteminde B ve T lenfositlerinin Antijenik yapıları tanıyabilmeleri için bu Antijenik yapılardan gelen uyarımların belirli bir eşik seviyesini aşması gerekmektedir. Bu özellik ise şekil uzayında tanıma çemberi (ya da tanıma topu) adı verilen modelleme ile ifade edilmiştir. Şekil uzayında gösterilen her bir self hücrenin (B veya T hücresi) yarıçapı bir eşik seviyesi ile belirlenen bir tanıma çemberi vardır. Her bir self hücre sadece bu çemberin içinde kalan Antijenleri tanıyabilir. Şekil 3.23' te tanıma çemberi kavramı ve şekil uzayında repertuar tamlığı gösterilmektedir (Özşen, 2008).



Şekil 3.23. Tanıma çemberi kavramı ve repertuar tamlığı

Yukarıdaki şekilde, iki boyutlu bir şekil uzayında üç tane self hücre ve antijenler gösterilmişlerdir. *e* eşik seviyesi ile belirlenen *Ve* çemberi her bir hücrenin tanıma çemberidir. Burada H1 tanıma çemberi içinde kalan iki antijeni ve H3 sadece bir antijeni tanır. H2 antijen tanımaz çünkü H2' nin tanıma çemberinde herhangi bir antijen yoktur. Doğada mevcut olabilecek antijen türleri, protein dizilimleriyle belirlendiğinden dolayı belirli bir çeşitlilikte bulunabilirler. Şekil 3.23' deki iki boyutlu şekil uzayında bulunabilecek tüm antijen türleri bir *V* hacmi ile ifade edilmiştir. Yine aynı şekil uzayında bulunan her bir antikorun bir *Ve* tanıma hacmi olduğuna göre, şekil uzayında *V* hacmi içerisinde tüm noktaları kapsayacak biçimde bir antikor popülasyonu

olduğunda bu antikor popülasyonu tüm antijenleri tanıyabilir. Bu durumda bu antikor popülasyonunda repertuar tamlığından söz edilebilir (Özşen, 2008).

3.4.2.2. Antijen-antikor gösterimleri ve duyarlılıklar

Şekil uzayı kavramında belirtildiği gibi bir uzaklık ölçütü antijen-self hücre etkileşimlerinin derecelerinin belirlenmesi için kullanılır. Antijen-antikor etkileşimleri, ortaya atılan modellerin çoğunda self hücre yerine antikor kullanıldığı için bu kısımda bahsedilecek etkileşimler olacaktır. Cebirsel olarak bir antikor ya da antijen molekülü, L boyutlu bir şekil uzayında koordinatları da m = < m1, m2, m3, …, mL > vektörü ile belirtilen bir nokta olarak ifade edilir. Bu vektörün her bir elemanı, şekil uzayındaki bir eksene ait antikor-antijen arasındaki fizikokimyasal etkileşimlerden birini temsil eden koordinat değeridir (Özşen, 2008).

Antijen ile antikor arasındaki uzaklıklar çeşitli yöntemlerle hesaplanabilir. Öklid ya da Manhattan uzaklık ölçütleri, eğer antijeni ve antikoru simgeleyen vektörler gerçel değerli vektörler ise kullanılabilir. Bununla birlikte, kaynaklarda genellikle uzaklık ölçütü olarak hep Öklid uzaklık ölçütü kullanıldığından (De Castro ve Von Zuben, 1999b) bu çalışmada da aynı uzaklık ölçütü kullanılmıştır (Özşen, 2008).

Antikor : $Ab = < Ab_1, Ab_2, ..., Ab_L >$;

Antijen : $Ag = < Ag_1, Ag_2, ..., Ag_L >$;

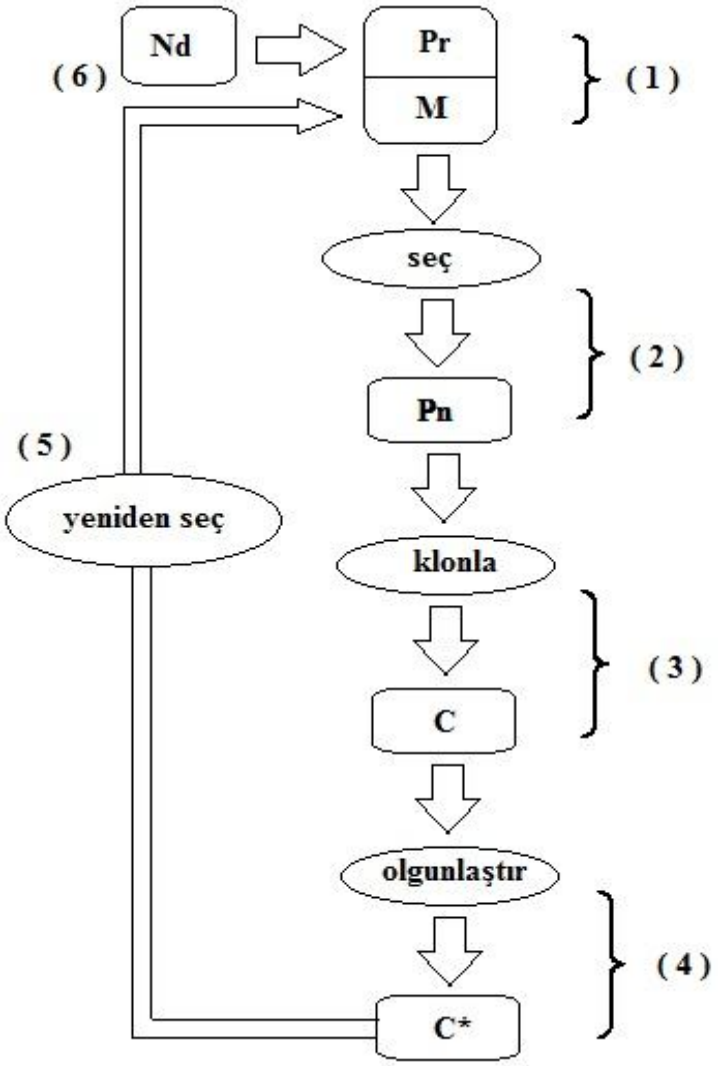
Ab ve Ag arasındaki Öklid uzaklık ölçütü denklemi 3.32' deki formülle bulunabilir (Yücelbaş, 2012).

$$D = \sqrt{\sum_{i=1}^{L} (Ab_i - Ag_i)^2} \tag{3.32}$$

3.4.2.3. Klonsal seçme algoritması

Germinal Center'larda gerçekleşen duyarlılık olgunlaşması sırasında birçok seçme mekanizması devreye girmektedir ki bu olay bağışıklık sisteminde T ve B Lenfositlerinin olgunlaşması sırasında gerçekleşir. Klonsal seçme algoritmasını, duyarlılık olgunlaşmasındaki işlemleri baz alarak De Castro ve Von Zuben ortaya atmış ve karakter tanıma, optimizasyon gibi problemlere oluşturdukları algoritmayı uygulayarak çalışmasını test etmişlerdir (De Castro ve Von Zuben, 2000).

Klonsal seçme algoritması, sadece antijeni tanıyan hücrelerin çoğalma için seçilmesi ve seçilip çoğalan hücrelerin duyarlılık olgunlaşması işlemine tabi tutularak, antijene olan duyarlılıklarının arttırılması temel esaslarına göre çalışır. Oluşturulan klonsal seçme algoritmasının akış diyagramı Şekil 3.24' te verilmiştir.



Şekil 3.24. Klonsal seçme algoritmasının blok diyagramı

Algoritmanın şu şekilde çalışır:

Öncelikle bir popülasyon oluşturulur (P) ve bu popülasyon aday çözümlerden yani hafıza hücreleri ve (M) geri kalan popülasyondan (Pr) oluşur. Bu popülasyon, hafıza hücreleri ve (M) geri kalan popülasyondan (Pr) oluşur (P=Pr+M). İkinci aşamada, popülasyondaki en iyi n tane eleman duyarlılık ölçütüne bağlı olarak seçilir ve Pn popülasyonu oluşturulur (Özşen, 2008).

Antijene olan duyarlılıklarına bağlı olarak seçilen bu en iyi bireyler klonlama işlemine tabii tutulur (çoğalma). Yüksek klon sayısı duyarlılığı yüksek olan bireylerden ve düşük klon sayısı ise duyarlılığı düşük olan bireylerden oluşacaktır. Bir C klon seti böylelikle oluşturulmuş olur. Klonlardan oluşan C popülasyonuna bir hipermutasyon işlemi yapılır. Duyarlık ile doğru orantı hipermutasyon işleminde de söz konusudur. Hipermutasyondan sonra oluşan sete ise C* popülasyonu adı verilir (Özşen, 2008).

Klonlama ve hipermutasyon işlemlerinden sonra, M hafıza seti gelişmiş bireyleri popülasyona eklemek için tekrar bir seçme işlemi yapılarak oluşturulur. P popülasyonundaki bazı hücrelerin yerlerini C* setindeki bazı hücrelere bırakmaları bu seçme işleminden sonra beklenendir. P popülasyonundaki d tane birey, popülasyonda çeşitliliği sağlamak amacıyla yeni üretilen bireyler ile yer değiştirir. Düşük duyarlılıklı bireylerin yer değiştirme ihtimali daha yüksektir (Özşen, 2008).

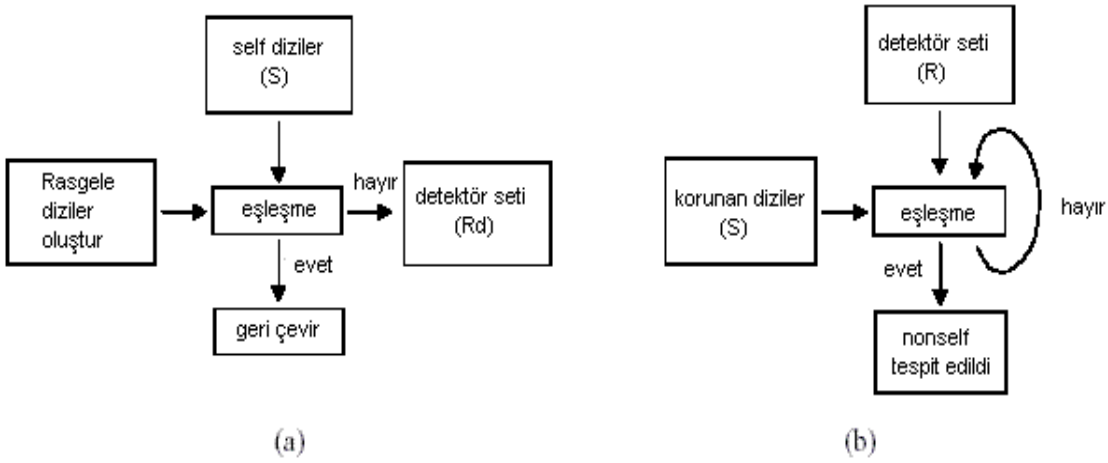
3.4.2.4. Negatif seçme algoritması

T ve B lenfositleri, bağışıklık sisteminde olgunlaşma sırasında vücut hücrelerini tanırlarsa sirkülasyona geçmeden öldürülürler. Bunun yanında lenfositler vücuda giren antijenlerin tanınması için seçilir ve antijene yanıt üretmek için çoğalırlar (self-nonself ayrımı). Bağışıklık sistemindeki bu özelliğin bilgisayar güvenliğine uygulanabilir oluşu araştırmacılarının dikkatini çekmiş ve Stephanie Forrest ile arkadaşları 1994 yılında bu durumdan esinlenerek bilgisayar güvenliğinde uygulanmaya yönelik olarak negatif seçme algoritmasını oluşturmuşlardır (Forrest ve arkadaşları, 1994).

Negatif seçme algoritmasının var olan iki faz aşaması aşağıdaki gibidir:

- İlk fazda detektörlerden oluşan bir set üretilir (Şekil 3.25-a).
- İkinci fazda korunan veri oluşturulan detektörler ile karşılaştırılarak gözlemlenir (Şekil 3.25-b).

Ortak olan ardışık bitlerin sayısı, karşılaştırılan iki dizide, r'den büyük ya da r'ye eşit olursa iki dizi birbiri ile eşleşir ve bu kurala r-conginuous kuralı denir (Forrest ve arkadaşları, 1994).



Şekil 3.25. Negatif seçim algoritması

3.5. Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO)

PSO, Kennedy ve Eberhart (1995) tarafından ilk kez gündeme getirilmiş ve 1997 yılında (Kennedy ve Eberhart, 1997) geliştirilmiştir. 1998 ve 1999' da Shi ve Eberhart, 2001' de Kennedy ve arkadaşları tarafından incelenmiştir. PSO, araç rotalama (Ai ve Kachitvichyanukul, 2009), sinir ağları eğitimi (Bergh ve Engelbecht, 2000), görev atama problemleri (Salman ve arkadaşları, 2003), akış tipi üretim planlama (Tasgetiren ve arkadaşları, 2004; Zobolas ve arkadaşları, 2009; Liu ve arkadaşları, 2008; Pan ve arkadaşları, 2008), parti büyüklüğü problemi (Tasgetiren ve Liang, 2003), en kısa yol problemi (Mohemmed ve arkadaşları, 2008), atölye tipi planlama problemi (Sha ve Hsu, 2006; Gao ve arkadaşları, 2008) gibi birçok alanda başarıyla uygulanmıştır (Gencer ve Bali, 2010).

Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO), kuş ve balık sürülerinin güncel davranışlarının bir benzetimidir. Kuşların, yaradılıştan ötürü içgüdüsel olarak evrende yerini bilmedikleri yiyeceği aramaları, bir probleme çözüm aramaya benzetilir. Kuş sürülerindeki yiyecek arama sistemi şu şekildedir: bir kuş yiyecek ararken yiyeceğe en yakın olan kuşu takip eder. Her bir kuş bir Parçacık olarak adlandırılır ve her biri bünyesinde ayrı bir çözüm barındırır. Bu parçacıklardan oluşan popülasyona da sürü (*swarm*) adı verilir. PSO'nun ana fikri, popülasyondaki bireyler arasındaki sosyal bilgi paylaşımını (social sharing of information) geliştirmektir (Gencer ve Bali, 2010).

PSO algoritmasında bir parçacık harekete geçtiğinde, kendi koordinatlarını otomatik olarak bir fonksiyona gönderir ve böylece parçacığın uygunluk değeri seçilen bir fonksiyona göre hesaplanır. Bu yüzdendir ki her bir parçacığın koordinatları, hızı şimdiye kadar elde ettiği en iyi uygunluk değeri ve bu değeri elde ettiği koordinatları hafızalaşmalıdır. Parçacık optimuma ulaşmaya çalışırken bir sonraki adımı hem kendi hafızasına hem de diğer parçacıklar arasındaki optimuma en yakın parçacığın pozisyonuna göre hesaplanır. Yani bir parçacığın çözüm uzayındaki her boyuttaki hızının ve yönünün her seferinde nasıl değişeceği, komşularının en iyi koordinatları ve kendi kişisel en iyi koordinatlarının bir birleşiminden yararlanarak bulunur. Oluşturulan çözüm uzayı, problemdeki değişken veya bilinmeyen sayısına bağlı olarak çok boyutta olabilir. Örnek verecek olursak, $3.x^3 + 5.y^2 - (2.z/w)^2 + 8$ fonksiyonunun çözüm uzayı *x, y, z* ve *w* bilinmeyenleri vesilesiyle 4 boyutludur ve bu problemde çözüm uzayındaki bir parçacığın pozisyonu 4 koordinat ile $P = [x, y, z, w]$ şeklinde ifade edilmiştir (Gencer ve Bali, 2010).

PSO algoritması, bir yapay sinir ağının eğitiminde de rahatlıkla kullanılabilir. Örneğin sinir ağında 30 tane bağlantı ağırlığı mevcutsa problem 30 boyutlu bir çözüm uzayında çözülecektir. Programın başlangıcında rastgele çözümler (parçacık sürüsü) atanır ve güncellemelerle optimum çözüm bulunmaya çalışılır. Parçacık konumları her tekrarlamada (iterasyonda), iki en iyi değere göre güncellenir: *"pbest"* ve *"gbest"*. *"pbest"* koordinatları o ana kadar parçacığın elde ettiği en iyi çözümü sağlar ve hafızada saklanır. *"gbest"* (global en iyi) koordinatları ise, popülasyonda o ana kadar tüm parçacıklar tarafından elde edilen en iyi çözümü sağlayandır. Örneğin M adet parametreden oluşan n adet parçacık olduğunu varsayalım. Bu durumda popülasyon parçacık matrisi denklem 3.33' teki gibidir (Tamer ve Karakuzu, 2006).

$$X = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \cdots & \cdots & X_{1M} \\ X_{21} & X_{22} & \cdots & \cdots & X_{2M} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ X_{n1} & X_{n2} & \cdots & \cdots & X_{nM} \end{bmatrix}_{n \times M} \tag{3.33}$$

Yukarıdaki matriste, $X_i = [X_{i1}, X_{i2}, ..., X_{iM}]$ i'ninci parçacığın ifadesidir. $pbest_i = [p_{i1}, p_{i2}, ..., p_{iM}]$ önceki en iyi uygunluk değerini veren i'ninci parçacığın pozisyonudur. *gbest* ise $gbest = [p_1, p_2, ..., p_M]$ şeklinde ifade edilir ve her iterasyonda tüm parçacıklar için tektir. i'ninci parçacığın her boyuttaki koordinatlarının değişim miktarı yani hızı da $V_i = [V_{i1}, V_{i2}, ..., V_{iM}]$ olarak ifade edilir. En iyi iki değerin bulunmasından sonra parçacıkların hız ve konumları aşağıdaki 3.34 ve 3.35 nolu denklemlere göre güncellenir (Tamer ve Karakuzu, 2006).

$$V_i^{k+1} = V_i^k + c_1.rand_1^k.\left(pbest_i^k - X_i^k\right) + c_2.rand_2^k.\left(gbest_i^k - X_i^k\right) \quad (3.34)$$

$$X_i^{k+1} = X_i^k + V_i^{k+1} \quad (3.35)$$

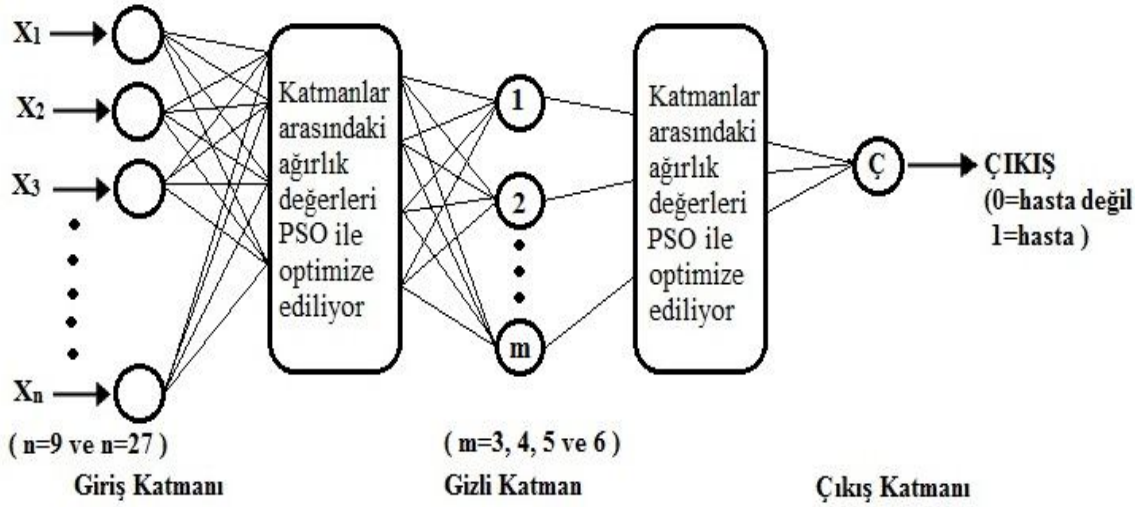
c_1 ve c_2 katsayıları, öğrenme faktörleridir. Yani c_1 ve c_2, her parçacığı *pbest* ve *gbest* pozisyonlarına doğru çeken, stokastik hızlanma terimlerini belirten sabitlerdir. c_1, parçacığın kendi hafızasındakine göre hareket etmesini, c_2 ise sürüdeki diğer parçacıkların hafızasındakilere göre hareket etmesini sağlar. Bu katsayıların düşük değerler seçilmesi hedefe ulaşma süresini uzatabilir; fakat yüksek değerler seçilmesi, hedefe ulaşmayı hızlandırırken, beklenenin dışında hedef bölgenin es geçilmesine sebep olabilir. Genel olarak yapılan çalışmalara bakıldığında $c_1 = c_2 = 2$ olarak almanın iyi sonuçlar verdiği belirtilmiştir. [0,1] arasında düzgün dağılımlı rastgele sayılar Denklem 3.34' teki $rand_1$ ve $rand_2$ ile ifade edilir ve k ise iterasyon sayısını belirtmektedir (Gencer ve Bali, 2010).

3.6. Hibrit Sınıflayıcılar

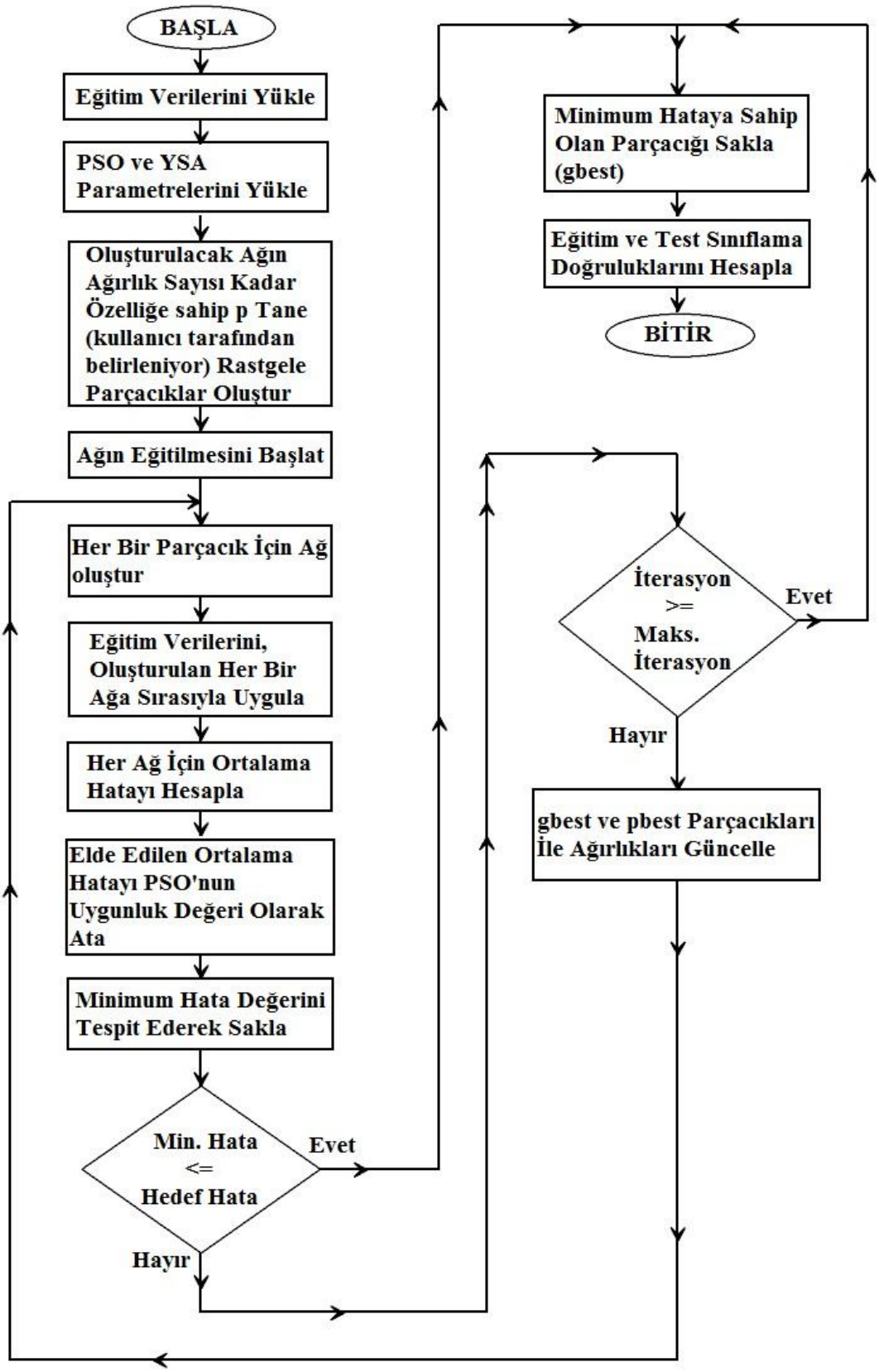
Literatürde EKG kullanılarak kalp hastalıklarının teşhisinde yapay zeka ve optimizasyon yöntemlerinin ayrı ayrı veya birlikte kullanıldığı çalışmaların sayısı kayda değer derecede artmaktadır. Birden fazla sistemin birlikte kullanılmasıyla meydana getirilen hibrit yapılarla başarıyı yükseltmek amaçlanmaktadır. Bu kapsamda, yapılan tez çalışmasında hibrit sınıflayıcılar olarak PSO-YSA ve YBS-YSA sistemleri kullanılmıştır.

3.6.1. PSO-YSA sınıflayıcı

Yapay Sinir Ağları' nın eğitimi, oluşturulan ağın katmanları arasındaki ağırlıkların optimize edilerek en uygun duruma getirilmesi sürecidir. Bu kapsamda meydana getirilen PSO-YSA hibrit sınıflayıcı sisteminde oluşturulan ağın ağırlık değerleri PSO ile optimize edilerek sistem çıkışında minimum hata değeri elde edilmeye çalışılmış ve ağın eğitilmesi gerçekleştirilmiştir. Bu kapsamda Şekil 3.27 ve Şekil 3.28' de sırasıyla, PSO kullanılarak YSA' nın katmanları arasındaki ağırlık değerlerinin optimize edilmesi ile ağın eğitilmesi ve sonrasında test edilmesi işlemlerinin yer aldığı akış diyagramları verilmiştir. Ayrıca PSO-YSA hibrit sisteminin ağ yapısı ise Şekil 3.26' da görüldüğü gibidir.



Şekil 3.26. PSO-YSA hibrit sisteminin ağ yapısı



Şekil 3.27. PSO-YSA hibrit sınıflayıcı sisteminin eğitim akış diyagramı



Şekil 3.28. PSO-YSA hibrit sınıflayıcı sisteminin test akış diyagramı

Şekil 3.27' deki PSO-YSA hibrit sisteminin eğitme işlemine ilk olarak ilgili eğitim verilerinin sisteme yüklenmesi ile başlanır. Eğitim ve test verileri matris olarak ve satırlarda özellikler, sütunlarda ise veriler olacak şekilde düzenlenmiştir. Sisteme eğitim verilerinin yüklenmesinden sonra PSO için parçacık sayısı, elde edilmesi hedeflenen minimum hata değeri gibi parametreler ile YSA için giriş, ara katman(lar) ve çıkış nöron katmanı için kullanılacak nöron sayıları gibi parametreler belirlenir.

Belirlenen bu parametrelere göre oluşturulacak olan ağın katmanları arasındaki toplam ağırlık sayısı hesaplanarak PSO için rastgele oluşturulacak olan parçacıkların özellik sayısı yani parçacık matrisinin satır sayısı elde edilir.

Daha sonra, ağın eğitilmesi aşamasına geçilir. Bu aşamada ağırlık sayısı kadar özelliğe sahip her bir parçacık için bir ağ oluşturularak eğitim verileri sırasıyla bu ağlara uygulanır. Ağa verilen her bir eğitim verisi için hatalar toplanarak toplam veri sayısına bölünür ve her ağ için ortalama bir hata değeri bulunarak yani uygunluk değer hesabı yapılarak saklanır. Sonuç olarak, mevcut parçacıklar için oluşturulan her bir ağa ait ortalama hata değerleri bellidir. Elde edilen bu hata değerleri PSO' nun uygunluk değeri olarak aktarılır. Saklanan bu hataların içinden minimum değere sahip olan hata değeri tespit edilerek hedeflenen minimum hata değeri ile karşılaştırılır. Bu karşılaştırma sonucunda, eğer elde edilen minimum hata hedeflenen hatadan küçük veya eşit ise bu minimum hatanın elde edildiği parçacık gbest olarak eğitim ve test sınıflama doğruluklarını hesaplamak üzere saklanır. Eğer elde edilen bu minimum hata hedeflenen hata değerinden büyük ise iterasyon sayısına bakılır. Mevcut iterasyon sayısı, başlangıçta belirlenen maksimum iterasyon sayısına eşit veya büyük ise yine aynı şekilde o anki minimum hataya sahip olan parçacık gbest olarak eğitim ve test sınıflama doğruluklarını hesaplamak üzere saklanır. Eğer mevcut iterasyon sayısı belirlenen maksimum sayıya ulaşmamış ise pbest ve gbest parçacıkları ile ağırlıklar yani parçacıklar güncellenerek aynı aşamalar "Her bir parçacık için ağ oluştur" adımından itibaren tekrar edilir. Bu esnada mevcut iterasyon sayısı bir birim arttırılır. Parçacıkların konum ve hızlarının, pbest ile gbest parçacıklarının güncellenmesi işlemleri daha önceki bölümlerde anlatılmıştır.

Bu akış diyagramındaki işlemlerinin tamamı, elde edilen minimum hatanın hedeflenen hataya eşit ya da daha küçük oluncaya kadar veya mevcut iterasyon sayısı belirlenen maksimum iterasyon sayısına ulaşıncaya kadar devam eder. İstenen şartlardan biri sağlandığında test işlemine geçilir.

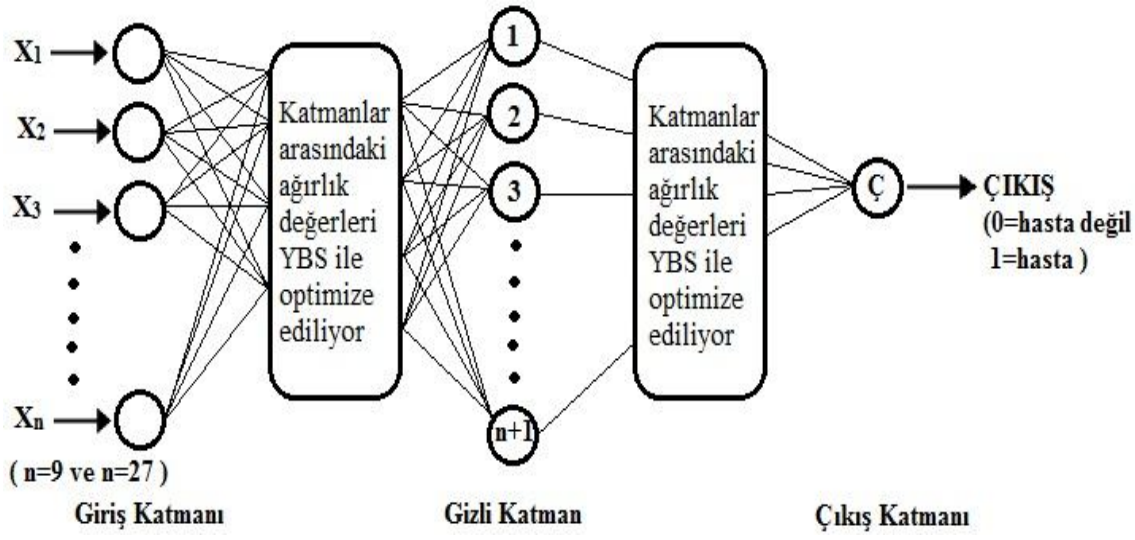
PSO-YSA hibrit sisteminin test işlemine ise Şekil 3.28' de görüldüğü üzere test verilerinin sisteme yüklenmesi ile başlanır. Daha sonra eğitme işlemi sonucunda elde edilen minimum hataya sahip olan parçacık yüklenir. Bu tek parçacık için tek bir ağ oluşturularak test verileri sırasıyla bu ağa uygulanır. Ağa uygulanan her bir test verisi için elde edilen sonuçlar bir dizide sonradan doğruluk oranını hesaplamak için saklanır. Saklanan bu sonuçlar, elde edilmesi gereken hedef değerler ile karşılaştırılarak hata oranı ve sınıflama başarı yüzdesi hesaplanır.

Eğitim işleminin hata oranı ve sınıflama başarı yüzdesi için de yine aynı algoritma kullanılır. Tek fark, test verilerinin yerine eğitim verilerinin sisteme yüklenmesidir.

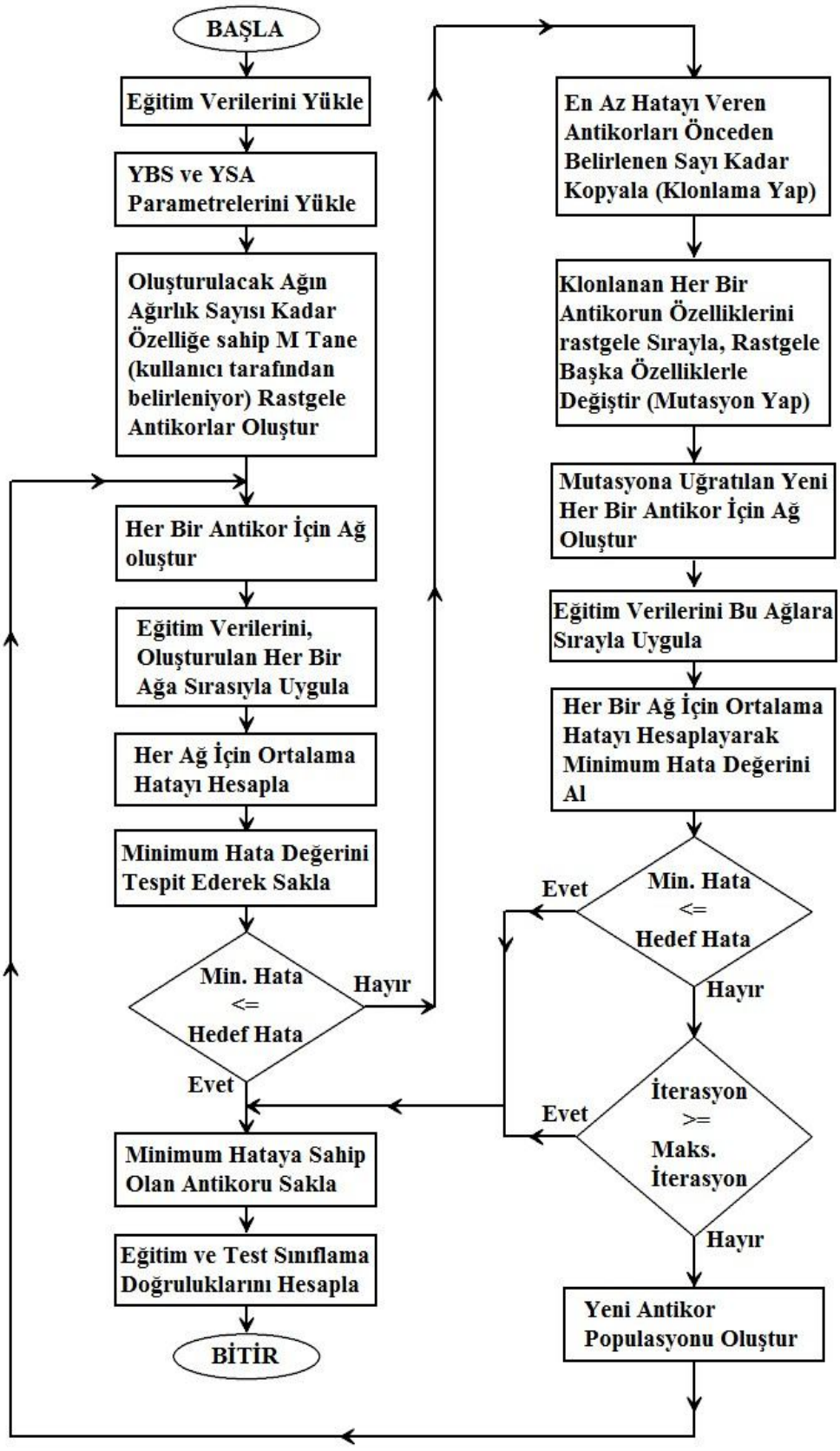
Hem eğitim hem de test işlemlerinde sistemin sınıflama başarısını tespit etmek için bölüm 3.8' de anlatılan MAE (Mean Absolute Error), MSE (Mean Square Error), RMSE (Root Mean Square Error) ve ROUND (0 ve 1 yuvarlama; ≥0.5 için 1, <0.5 için 0' a yuvarlama) olmak üzere dört farklı hesaplama tekniği kullanılmış ve hepsinin sonucu uygulama bölümünde tablolar şeklinde verilmiştir.

3.6.2. YBS-YSA sınıflayıcı

Yapay Sinir Ağları' nın eğitimi, oluşturulan ağın katmanları arasındaki ağırlıkların optimize edilerek en uygun duruma getirilmesi sürecidir. Bu kapsamda meydana getirilen YBS-YSA hibrit sınıflayıcı sisteminde oluşturulan ağın ağırlık değerleri YBS ile optimize edilerek sistem çıkışında minimum hata değeri elde edilmeye çalışılmış ve ağın eğitilmesi gerçekleştirilmiştir. Bu kapsamda Şekil 3.30 ve Şekil 3.31' de sırasıyla, YBS kullanılarak YSA' nın katmanları arasındaki ağırlık değerlerinin optimize edilmesi ile ağın eğitilmesi ve sonrasında test edilmesi işlemlerinin yer aldığı akış diyagramları verilmiştir. Ayrıca YBS-YSA hibrit sisteminin ağ yapısı ise Şekil 3.29' da görüldüğü gibidir.



Şekil 3.29. YBS-YSA hibrit sisteminin ağ yapısı



Şekil 3.30. YBS-YSA hibrit sisteminin eğitim akış diyagramı



Şekil 3.31. YBS-YSA hibrit sisteminin test akış diyagramı

Şekil 3.30' daki YBS-YSA hibrit sisteminin eğitimi işlemine ilk olarak ilgili eğitim verilerinin sisteme yüklenmesi ile başlanır. Eğitim ve test verileri matris olarak ve satırlarda özellikler, sütunlarda ise veriler olacak şekilde düzenlenmiştir. Sisteme eğitim verilerinin yüklenmesinden sonra YBS için rastgele bir şekilde oluşturulacak olan antikor sayısı, elde edilmesi hedeflenen minimum hata değeri yerine geçen durdurma kriteri gibi parametreler ile YSA için giriş, ara katman(lar) ve çıkış nöron katmanı için kullanılacak nöron sayıları gibi parametreler belirlenir. Belirlenen bu

parametrelere göre oluşturulacak olan ağın katmanları arasındaki toplam ağırlık sayısı hesaplanarak YBS için rastgele oluşturulacak olan antikorların özellik sayısı yani antikor matrisinin satır sayısı elde edilir.

Ağırlık sayısı kadar özelliğe sahip her bir antikor için bir ağ oluşturularak eğitim verileri sırasıyla bu ağlara uygulanır. Daha sonra, ağa verilen her bir eğitim verisi için hatalar toplanarak toplam veri sayısına bölünür ve her ağ için ortalama bir hata değeri bulunarak saklanır. Yani ilgili antikorlar için oluşturulan her bir ağa ait ortalama hata değerleri bellidir. Elde edilerek saklanan bu hata değerlerinin içinden minimum olan hata değeri tespit edilerek durdurma kriteri yani hedeflenen minimum hata değeri ile karşılaştırılır. Bu karşılaştırma sonucunda, eğer elde edilen minimum hata hedeflenen hatadan küçük veya eşit ise bu minimum hatanın elde edildiği antikor özellikleriyle birlikte eğitim ve test sınıflama doğruluklarını hesaplamak üzere saklanır. Eğer elde edilen bu minimum hata hedeflenen hata değerinden büyük ise en az hatayı vermiş olan antikorlar tespit edilerek önceden kullanıcı tarafından belirlenen sayı kadar yan yana kopyalanırlar. Yani klonlama işlemine tabii tutulurlar. Daha sonra, klonlanarak çoğaltılan her bir antikorun özelliklerinden daha önceden kullanıcı tarafından belirlenen sayı kadar özellik rastgele seçilip ilgili antikorun hata değerine bağlı olarak rastgele oluşturulan başka özelliklerle değiştirilmek suretiyle mutasyona tabii tutulurlar. Mutasyona uğratılan yeni her bir antikor için ağ oluşturularak eğitim verileri yine aynı şekilde sırayla bu ağlara uygulanır. Bu işlem sonrasında her bir ağ için ortalama hata hesaplanarak elde edilen minimum hata değeri hedeflenen hata ile karşılaştırılmak üzere saklanır.

Bu karşılaştırmada, eğer elde edilen minimum hata hedeflenen hatadan küçük veya eşit ise bu minimum hatanın sahibi olan antikor eğitim ve test sınıflama doğruluklarını hesaplamada kullanmak için saklanır. Eğer tersi durum olursa yani minimum hatanın hedeflenen hatadan büyük olduğu durumda ise iterasyon sayısına bakılır. Mevcut iterasyon sayısı, başlangıçta belirlenen maksimum iterasyon sayısına eşit veya büyük ise yine aynı şekilde minimum hataya sahip olan antikor saklanır. Eğer iterasyon sayısı belirlenen maksimum sayıya ulaşmamış ise yeni bir antikor popülasyonu oluşturularak aynı adımlar "Her bir antikor için ağ oluştur" aşamasından itibaren tekrar edilir. Tabi bu aşamada mevcut iterasyon sayısı bir birim arttırılır.

Yeni bir antikor popülasyonu meydana getirme işleminde, mutasyona uğratılmış antikorların tutulduğu matrisin içinden daha önceden kullanıcı tarafından belirlenen sayı kadar minimum hataya sahip olan antikorlar alınarak yeni bir antikor matrisine eklenir.

Yeni antikor popülasyonunun boş kalan kısımları ise başlangıçta olduğu gibi aynı özellik sayısında rastgele bir şekilde antikorlar oluşturularak tamamlanır. Böylelikle, vücudumuzdaki biyolojik bağışıklık sisteminde olduğu gibi çeşitlilik ve yenilenme sağlanmış olur.

Bu akış diyagramındaki işlemlerinin tamamı, elde edilen minimum hatanın hedeflenen hataya eşit ya da daha küçük oluncaya kadar veya mevcut iterasyon sayısı belirlenen maksimum iterasyon sayısına ulaşıncaya kadar devam eder. İstenen şartlardan biri sağlandığında test işlemine geçilir.

YBS-YSA hibrit sisteminin test işlemine ise Şekil 3.31' de görüldüğü gibi test verilerinin sisteme yüklenmesi ile başlanır. Daha sonra eğitme işlemi sonucunda elde edilen minimum hataya sahip olan antikor özellikleriyle birlikte yüklenir. Bu tek antikor için tek bir ağ oluşturularak test verileri sırasıyla bu ağa uygulanır. Ağa uygulanan her bir test verisi için elde edilen sonuçlar bir dizide sonradan doğruluk oranını hesaplamak üzere saklanır. Saklanan bu sonuçlar, elde edilmesi gereken hedef değerler ile karşılaştırılarak hata oranı ve sınıflama başarı yüzdesi hesaplanır.

Eğitim işleminin hata oranı ve sınıflama başarı yüzdesi için de yine aynı algoritma kullanılır. Tek fark, test verilerinin yerine eğitim verilerinin sisteme yüklenmesidir.

Hem eğitim hem de test işlemlerinde sistemin sınıflama başarısını tespit etmek için bölüm 3.8' de anlatılan MAE (Mean Absolute Error), MSE (Mean Square Error), RMSE (Root Mean Square Error) ve ROUND (0 ve 1 yuvarlama; ≥ 0.5 için 1, <0.5 için 0' a yuvarlama) olmak üzere dört farklı hesaplama tekniği kullanılmış ve hepsinin sonucu uygulama bölümünde tablolar şeklinde verilmiştir.

3.7. Eğitim ve Test Veri Kümelerinin Özellikleri

Bu çalışmada MIT-BIH EKG aritmi veri tabanından alınan datalar çalışmada kullanılan sistemlerin eğitilerek test edilmesi maksadıyla kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan veriler, Boston's Beth Israel hastanesinde 1975-1979 yılları arasında yatmış olan hastalardan elde edilmiş ve 360 Hz örnekleme frekansıyla kaydedilmiştir. Kaydedilen verilerin uzunluğu zaman olarak 30.06 dakikadır. Bu parametreler ışığında elde edilen kayıtlardaki her derivasyonun 649800 adet örnek sayısına sahip olduğu ortaya çıkmaktadır.

Bu çalışmada kullanılan sistemlerin eğitilmesi ve test edilmesi için aşağıdaki çizelgede veritabanından alınan dataların özellikleri görülmektedir. İlgili veri kayıtlarının içerisinden söz konusu aritmiyi gösteren kısımlar kesilmek suretiyle eğitme ve test verileri meydana getirilmiştir.

Çizelge 3.1. Çalışmada kullanılan verilerin özellikleri

Aritmi Adı	Kayıt No	Kısaltma	Verinin alındığı zaman aralığı (dk)	Alınan zaman aralığındaki örnek sayısı	Alınan R-R aralığı sayısı
Normal Sinüs Ritmi	103	NSR	1.09-17.21	349921	100
Atriyal Premature Kasılması	101	APC	9.54-24.31	315721	60
Sinüs Aritmisi	113	SA	12.27-22.10	209881	60
Ventriküler Taşikardi	200	VTK	1.41-5.38	85321	60
Ventriküler Trigemini	119	VTI	2.38-4.51	47881	60
Atriyal Fibrilasyon	202	AF	29.35-30.06	10801	39

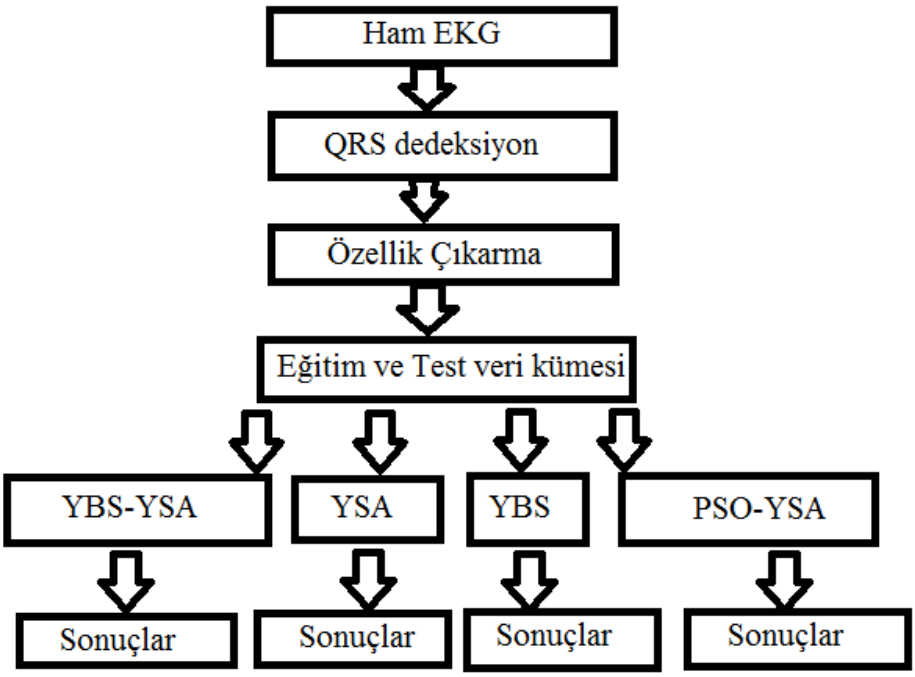
Yukarıdaki çizelgede verilen data kayıtlarından ilgili zaman aralıklarındaki veriler kesilmek suretiyle veri setleri meydana getirilmiştir. Veri tabanından elde edilen sinyallerin veri setleri haline getirilmesi için QRS dedeksiyon işlemi uygulanarak ham veri setleri elde edilmiştir. Elde edilen ham veri setlerinin her birinin uzunluğu farklı olduğundan dolayı bunlar üzerinde işlem yapılması zorlaşmaktadır. Bu sebepten dolayı veri uzunluklarının eşitlenmesi için tespit edilen tüm R-R tepe aralıklarındaki veri sayıları 200 olacak şekilde yeniden düzenlenmiştir.

Bu tez çalışmasında her veri setinde NSR olmak üzere 2 sınıflı 5 farklı veri kümesi oluşturularak kullanılmıştır. Oluşturulan bu 5 farklı veri kümesi aşağıdaki çizelgede ayrıntılı bir şekilde k-fold sayılarıyla birlikte verilmiştir.

Çizelge 3.2. Oluşturulan veri setlerinin özellikleri

Oluşturulan veri seti	Elde edilen toplam veri sayısı	Uygulanan k-fold sayısı	Eğitim veri seti	Test veri seti	Özellik Sayısı
NSR-APC	160	4	120	40	200
NSR-SA	160	4	120	40	200
NSR-VTK	160	4	120	40	200
NSR-VTI	160	4	120	40	200
NSR-AF	139	4	105	34	200

Yukarıdaki çizelgeden de anlaşılacağı gibi 200 özellikli toplam veri sayısı (N) kadar yani 200xN boyutlarında matris şeklinde veri setleri oluşturulmuştur. Ancak 200 özellikli bir verinin çalışmada kullanılan sistemlere giriş olarak verilmesi sistemin eğitilmesi için harcanan süreyi arttırmaktadır. Bu sebeple her veri için 200 olan özellik sayısının azaltılması sistem eğitimlerinin daha kısa sürede tamamlanacağı anlamı taşımaktadır. Bu sayının azaltılması için çalışmada ayrık dalgacık dönüşümü yöntemi kullanılmıştır. Bu sayede 200 olan özellik sayısı 3. dereceden yaklaşım katsayıları kullanılarak 27' ye ve 5. dereceden yaklaşım katsayıları kullanılarak ise 9' a indirgenmiş ve uygulamalar bunlara göre yapılmıştır. Bu şekilde sistem eğitme sürelerinin daha da aşağıya çekilmesi amaçlanmıştır. Elde edilen verilerin özellik sayısını azaltmada kullandığımız ayrık dalgacık metodunda dalgacık çeşidi olarak db-2 (daubechies-2) seçilmiş ve istenilen özellik sayısı elde edilinceye kadar alçak geçiren filtre çıkışındaki yaklaşım katsayıları (cA) kullanılmıştır. Yüksek geçiren filtre çıkışı olan detay katsayıları (cD) genel olarak gürültü sinyallerini içeren bilgileri bünyesinde bulundurduğu için özellik olarak alınmamıştır. Bu kapsamda verilerin 200 olan özellik sayısının 27' ye indirgendiği durum için cA_27 ve 9' a indirgendiği durum için ise cA_9 gösterimleri kullanılmıştır. Veri tabanından aldığımız bir verinin işleniş basamakları aşağıdaki Şekil 3.32' de görülmektedir.



Şekil 3.32. Uygulanan yönteme ait tüm işlem basamakları

Şekil 3.32' de görüldüğü gibi veri tabanından alınan normal sinüs ritmi ile birlikte toplam 6 farklı ham EKG sinyalindeki gürültüler giderildikten sonra Denklem 3.36' daki matematiksel ifade kullanılarak bu veriler 0-1 arası normalize edilmiştir. Sonraki aşamada filtrelenen ve normalize edilen EKG sinyalleri QRS dedeksiyon işleminden geçirilerek işlenebilecek hale getirilmişlerdir. Daha sonra elde edilen sinyallere, sınıflayıcı sistemlere verilmeden önce yapılması gereken ön işlem metotlarından biri olan dalgacık dönüşümü uygulanarak 200 olan özellik sayısı sıkıştırılıp azaltılmıştır. Yani daha az özellikle aynı verinin ifade edilmesi sağlanmıştır. Özellik çıkarma yöntemleri uygulandıktan sonra elde edilen her yeni veri kümesi kendi içerisinde rastgele karıştırıldıktan sonra, k-kez çapraz doğrulama (k-fold cross validation) yöntemiyle bir kez daha karıştırma işlemine tabii tutularak 5 farklı veri kümesi içerisinde her biri 2 sınıflı eğitim ve test data kümeleri oluşturulmuştur. Sonrasında ise, bu veri kümeleri YSA, YBS, PSO-YSA ve YBS-YSA sınıflama sistemlerine uygulanarak sınıflama işlemleri gerçekleştirilmiştir. Uygulamaların tamamı çalışmada kullanılan tüm sistemler için ayrı ayrı olmak üzere ayrık dalgacık dönüşümünde elde edilen cA katsayılarından hem 27 hem de 9 özellik için gerçekleştirilmiştir. Bununla ilgili uygulama sonuçları sonraki bölümlerde verilmiştir.

$$veri_{k_yeni} = \frac{veri_{k_eski} - veri_{\min}}{veri_{\max} - veri_{\min}} \tag{3.36}$$

Denklem 3.36' da $veri_{k_yeni}$ ilgili verinin normalizasyon sonucunda elde edilen yeni değerini, $veri_{k_eski}$ ilgili verinin normalizasyon yapılmadan önceki değerini, $veri_{\min}$ tüm veri seti içindeki minimum olan değeri ve $veri_{\max}$ ise tüm veri seti içindeki maksimum olan değeri ifade etmektedir.

3.8. Eğitim ve Test Hatalarını Hesaplama Teknikleri

Çalışmada kullanılan sistemlerin performans analizlerinde, eğitim ve test işlemleri için elde edilen hata değerlerinin farklı şekillerde hesaplanması da önem arz etmektedir. YBS dışındaki diğer tüm sistemler için aynı hesaplama teknikleri kullanılmıştır.

YBS için oluşturulan sistemde eğitim algoritması, eğitme aşamasından sonra çıktı olarak oluşturulan hafıza antikorlarını ve bu antikorların sınıf bilgisini vermektedir. Eğitim ve test aşamasındaki sınıflamada ise bu çıktılar hem eğitim hem de test antijenlerinin sınıflarının tespit edilmesi için kullanılır. Hem eğitim hem de test sınıflama işlemleri ile her antijenin sınıfı s_test olarak belirlenmiş ve algoritmanın sınıflama doğruluğu ise aşağıdaki Denklem 3.37 ve 3.38 ile hesaplanmıştır (Yücelbaş, 2012).

$$Sınıflama_doğruluğu = \sum_{i=1}^{N_t} \frac{doğru_s(i)}{N_t} \tag{3.37}$$

$$doğru_s(i) = \begin{cases} 1 \rightarrow & s_test(i) = s(i) \\ 0 \rightarrow & diğer \end{cases} \tag{3.38}$$

Burada;

s_test(i): Eğitim ya da test antijeninin algoritma tarafından belirlenen sınıfı,

N_t : Eğitim ya da test setindeki toplam veri (antijen) sayısı,

s(i): Eğitim ya da test antijeninin gerçek sınıfıdır.

YBS dışındaki diğer YSA, YBS-YSA ve PSO-YSA sistemlerinin performansları 4 farklı istatistiksel ölçüt kullanılarak hesaplanmıştır. Bunlar, ROUND diye ifade ettiğimiz yuvarlama, ortalama karesel hata (MSE), ortalama mutlak hata (MAE) ve ortalama karesel hata karekökü (RMSE) ölçütleridir.

ROUND olarak ifade ettiğimiz yuvarlama işleminde belirlediğimiz eşik değere göre 0' a ya da 1' e yuvarlama işlemi gerçekleştirilmektedir. Yani sistem çıkışında elde edilen sonuç değeri 0.5' e eşit veya 0.5' den büyük ise 1' e; bu değer 0.5' den küçük ise 0' a yuvarlama işlemi yapılmaktadır. Bu şekilde eğitim ve test verileri için sınıflama doğruluk oranları tespit edilmektedir.

Ortalama karesel hata (MSE), ortalama mutlak hata (MAE) ve ortalama karesel hata karekökü (RMSE), hedef değerler ile sistem çıkışında elde edilen sonuçlar arasındaki hata oranını belirlemek amacıyla kullanılmaktadırlar. Bu hata değerinin sıfıra yaklaşması demek, sistemin sınıflama doğruluğunun artması anlamına gelmektedir. Bu hesaplama tekniklerinin matematiksel ifadeleri aşağıdaki denklemlerde görülmektedir

(Eren ve Eyüpoğlu, 2011). Bu denklemlerde *P*, toplam veri sayısını; y_p, hedef çıkış değerini; y_{o_p} ise sistem sonucunda elde edilen çıkış değerini ifade etmektedir.

$$MSE = hata = \frac{1}{P}\sum_{p=1}^{P}\left(y_p - y_{o_p}\right)^2 \tag{3.39}$$

$$MAE = hata = \frac{1}{P}\sum_{p=1}^{P}\left|y_p - y_{o_p}\right| \tag{3.40}$$

$$RMSE = hata = \sqrt{\frac{\sum_{p=1}^{P}\left(y_p - y_{o_p}\right)^2}{P}} \tag{3.41}$$

Bu denklemler ile sistemlerin hata oranları elde edilmiştir. Ancak bu çalışmada hata oranlarına bakılarak sistemlerin sınıflama doğruluk oranları ise Denklem 3.42, 3.43, 3.44 ve 3.45 ile hesaplanmıştır.

MAE hatasıyla hesaplanan yüzde doğruluk oranı, ortalama mutlak doğruluk (OMD),

OMD = 100- (100*MAE) (3.42)

ROUND hatasıyla hesaplanan yüzde doğruluk oranı, yuvarlama doğruluk (YD),

YD = 100- (100*ROUND) (3.43)

MSE hatasıyla hesaplanan yüzde doğruluk oranı, ortalama karesel doğruluk (OKD),

OKD = 100- (100*MSE) (3.44)

RMSE hatasıyla hesaplanan yüzde doğruluk oranı ise ortalama karesel karekök doğruluk (OKKD) olarak belirtilmiştir.

OKKD = 100- (100*RMSE) (3.45)

4. ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE TARTIŞMA

Bu tez çalışmasında kullanılan YSA, YBS, YBS-YSA ve PSO-YSA sistemlerinin performans analizleri MIT-BIH EKG aritmi veritabanından alınan normal sinüs ritmi (NSR), atriyal premature kasılması (APC), sinüs aritmisi (SA), ventriküler taşikardi (VTK), ventriküler trigemini (VTI) ve atriyal fibrilasyon (AF) olmak üzere toplam 6 adet veri seti üzerinde yapılmıştır. Üzerinde çalışılan bu verilerden normal sinüs ritminin diğer datalarla 2' li gruplar oluşturmak suretiyle toplam 5 ayrı veri kümesi meydana getirilmiştir. Meydana getirilen bu 5 ayrı veri kümesi NSR-APC, NSR-SA, NSR-VTI, NSR-VTK ve NSR-AF şeklindedir. Oluşturulan bu veri kümeleri üzerinde öncelikle ilgili veri setinin eğitme ve test verilerine ayırma işlemi gerçekleştirilmiştir. Bu ayırma işleminde daha önceki bölümlerde bahsedilen ve literatürde araştırmacılar arasında sonuçların daha güvenilir olması için kullanılan k-fold çapraz doğrulama yöntemi kullanılmıştır. Yukarıda belirtilen bu veri setleri ile sırasıyla YSA, YBS, YBS-YSA ve PSO-YSA sistemleri üzerinde performans analizleri gerçekleştirilmiştir.

Her bir sistemin, sisteme özgü parametre analizleri yapılarak ilgili veriler üzerinde denemeler yapılmıştır. Özellik sayısı çok fazla olan bir verinin çalışmada kullanılan sistemlere giriş olarak verilmesi, sistemin eğitilmesi için harcanan süreyi arttırmaktadır. Bir sistem için performans süresinin artması başarının gölgelenmesine sebep olur. Ayrıca özellik çokluğundan ziyade verileri iyi temsil edebilecek özelliklerin eğitim için verilmesi çok daha önemlidir. Bu sebeple bu tez çalışmasında her veri için 200 olan özellik sayısının azaltılması, sistem eğitimlerinin daha kısa sürede tamamlanacağı anlamı taşımaktadır. Bu sayının azaltılması için çalışmada ayrık dalgacık dönüşümü yöntemi kullanılmıştır. Bunun için 2., 3., ve 5. dereceden ayrık dalgacık dönüşümü ile denemeler yapılmış ve 2. dereceden yaklaşım katsayıları yani 54 özellik için iyi sonuçlar elde edilmediği için 3. ve 5. dereceden ayrık dalgacık dönüşümü ile elde edilen yaklaşım katsayıları kullanılarak uygulamalar gerçekleştirilmiştir. Bu sayede 200 olan özellik sayısı 3. dereceden yaklaşım katsayıları kullanılarak 27' ye (cA_27) ve 5. dereceden yaklaşım katsayıları kullanılarak ise 9' a (cA_9) indirgenmiştir. YSA sisteminin performans sonuçlarının elde edilmesinde cA_27 ve cA_9 özelliklerine indirgenerek oluşturulan 5 farklı veri setinden yararlanılmıştır.

Çalışma kapsamında kullanılan veri setleri NSR-APC, NSR-SA, NSR-VTI, NSR-VTK VE NSR-AF olarak adlandırılmıştır. Bu veri setlerinden NSR-AF

dışındakilerinin tamamı 100 adet NSR, 60 adet de ayrı ayrı APC, SA, VTI ve VTK verilerinden olmak üzere toplam 160 veriden meydana gelmektedir. Buna ek olarak oluşturulan bu veri setlerinin 27 ve 9 özellik barındıran iki ayrı veri kümesi bulunmaktadır. Ancak NSR-AF veri seti diğer veri setlerinde olduğu gibi 160 adet veriden oluşmamakta bunun yerine 139 adet veriden meydana gelmektedir. Bu 139 adet verinin 100 tanesi NSR, geri kalan 39 tanesi ise AF verisidir (Çizelge 3.1 ve 3.2).

Ayrıca performans sonuçlarının geçerliliğini arttırmak için, daha önceden kendi içlerinde rastgele karıştırılmış olan bu veri setleri 4 parçaya ayrılarak bunlara 4-kez çapraz doğrulama yöntemi uygulanmıştır. Her defasında 4 parçanın 1 parçası test için (40 adet veri) geriye kalan 3 parçası (120 adet veri) ise eğitim verisi için ayrılarak eğitim ve test aşamaları 4 kez çalıştırılmıştır. Fakat NSR-AF veri kümesi 139 adet veriden meydana geldiğinden buna 4-kez çapraz doğrulama yöntemi uygulandığında parça 1, 2 ve 3 için veri sayısı 35 iken parça 4 için veri sayısı 34 olarak alınmıştır. Tüm bu işlemler 5 kere tekrarlanarak her çalıştırmada alınan sınıflama doğruluk sonuçları toplanarak 5'e bölünmüş ve böylece ortalama bir sınıflama doğruluğu elde edilmiştir. Bu işlemler aynı şekilde bütün sistemler için yapılmıştır. Bunlara ek olarak önceki bölümlerde de bahsedildiği üzere hatayı hesaplayabilmek için 4 farklı hesaplama yöntemi (MAE, ROUND, MSE ve RMSE) kullanılmıştır.

4.1. YSA Sisteminin Araştırma Sonuçları

Uygulama aşamasında kullanılan YSA sisteminin parametreleri olarak ara katman nöron sayısı (AKNS) ve öğrenme oranı (LR) değişken olarak sisteme dahil edilmiştir. Bu iki parametre dışında, literatürde YSA sisteminin kullanıldığı çalışmalara bakıldığında genellikle momentum sabiti (Mc) 0.8 ya da 0.9 alındığında en iyi sınıflama doğruluklarına ulaşıldığı için, bu tez çalışmasında da Mc 0.8 olarak sabit tutulmuştur (Ceylan, 2009; Tezel, 2007). Son olarak iterasyon sayısı da 10000 şeklinde alınmış ve tüm işlemler bu parametrelere göre gerçekleştirilmiştir. Kullanılan YSA sistemi geri yayılım algoritmasıyla eğitilen ileri beslemeli ve çok katmanlı bir ağ yapısına sahiptir. Bu çalışmada kullanılan YSA yapısı bir giriş katmanı, bir ara katman ve bir de çıkış katmanı olmak üzere 3 katmandan meydana gelmiştir. Giriş katmanındaki nöron sayısı sistem girişine verilen verilerin özellik sayısı kadar olmakta ve bu durum otomatik olarak algılanmaktadır. Çıkış katmanındaki nöron sayısı ise 1 olarak alınmış ve böylelikle çıkış değerinin kullanılan aktivasyon fonksiyonuna göre 1 ve 0 arasında

olması sağlanmıştır. Ara katman nöron sayısı için sistemin hassasiyetini daha fazla arttırabilmek için ise 20, 30, 40, 50 değerleri, öğrenme oranı için ise 0.4, 0.8, 1.2, 1.6 değerleri denenmiş ve tüm foldlar için optimum sonucun elde edildiği değerler esas alınarak işlemler gerçekleştirilmiştir. Ara ve çıkış katmanlarındaki nöronlarda kullanılan aktivasyon fonksiyonu Logaritmik Sigmoid' dir. Hedef durdurma kriteri için ise 0.001 değeri kullanılarak yine tüm foldlar için optimum sonucu veren değerler esas alınmış ve eğitim-test işlemleri gerçekleştirilmiştir. Sonuç olarak kullanılan YSA sisteminin ağ yapısı 27 özellikli veri setleri için giriş katmanındaki nöron sayısı 27 ve çıkış katmanındaki nöron sayısı ise 1 seçilerek 27:AKNS:1 şeklinde oluşturulmuştur. 9 özellikli veri setleri için ise ağ yapısı, giriş katmanındaki nöron sayısı 9 ve çıkış katmanındaki nöron sayısı ise 1 seçilerek 9:AKNS:1 şeklinde oluşturulmuştur. Çizelgelerdeki ortalama sonuçlar için her veri seti 4 folda ayrılmış ve her fold için elde edilen eğitim ve test doğruluk oranları, her bir hesaplama tekniği kendi içerisinde toplanıp 4' e bölünmesi suretiyle ortalama eğitim ve test sınıflama doğruluk oranları elde edilmiştir.

Çizelge 4.1, NSR-APC veri setinin hem cA_9 hem de cA_27 veri kümeleri için, deneme yapılan bütün öğrenme oranları (LR) ve ara katman nöron sayılarındaki (AKNS) sınıflama sonuçlarını ortalama olarak ifade etmektedir. Çizelge 4.1' de görüldüğü üzere NSR-APC veri seti için genel itibariyle hem cA_9 hem de cA_27 özellikleri için en iyi sınıflama doğruluklarının alındığı AKNS sayısı 30' dur. Bununla birlikte AKNS sayısının sadece 30 alındığı durum için bakılacak olursa, maksimum sonuçların alındığı LR değeri 0.8' dir.

Çizelge 4.1. YSA sisteminde, NSR-APC veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayısı için AKNS ve LR' deki değişime göre alınan ortalama % sınıflama sonuçları (Mc=0.8)

AKNS			LR=0.4		LR=0.8		LR=1.2		LR=1.6	
			Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test
20	OMD	cA_9	97.23	97.01	97.48	97.51	97.48	97.26	97.45	97.26
		cA_27	97.46	97.39	97.84	97.63	97.71	96.78	96.62	96.35
	YD	cA_9	100	99.38	100	99.38	100	99.38	100	99.38
		cA_27	100	99.47	100	99.47	100	99.25	100	99.38
	OKD	cA_9	99.15	99.14	99.87	99.63	98.4	98.89	97.9	98.14
		cA_27	98.64	99.11	99.8	99.68	97.9	99.19	97.9	98.19
	OKKD	cA_9	96.87	95.09	96.49	94.84	96.37	94.34	96.66	89.59
		cA_27	96.83	95.77	96.83	95.77	96.33	95.02	96.63	95.22
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	1.63		1.78		1.79		1.61	
		cA_27	1.47		1.81		1.7		1.83	
	İTERASYON	cA_9	103		99		96.5		100	
		cA_27	111.5		106.5		105		107.75	
30	OMD	cA_9	97.71	97.51	**98.71**	**98.26**	92.46	97.51	97.41	97.16
		cA_27	97.46	97.43	**98.46**	**98.68**	97.46	97.43	96.86	97.08
	YD	cA_9	100	99.63	**100**	**100**	99.38	99.13	99.38	98.75
		cA_27	100	99.69	**100**	**100**	99.38	99.38	99.38	98.75
	OKD	cA_9	99.61	98.86	**99.91**	**99.92**	98.11	98.61	97.86	97.86
		cA_27	98.82	99.07	**99.9**	**99.89**	99.07	99.32	97.82	97.82
	OKKD	cA_9	96.4	96.15	**98.15**	**98.15**	96.4	96.15	96.4	96.4
		cA_27	96.44	96.23	**98.19**	**97.98**	96.44	96.23	96.44	96.48
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	1.52		**1.8**		1.6		1.58	
		cA_27	1.5		**1.44**		1.7		1.71	
	İTERASYON	cA_9	90.25		**94.25**		98.25		89.25	
		cA_27	93.5		**103.25**		106.5		98.25	
40	OMD	cA_9	97.59	97.02	97.84	97.52	97.33	97.27	96.58	96.76
		cA_27	97.54	97.5	97.79	97.75	97.29	97.48	96.54	96.95
	YD	cA_9	100	99.38	100	99.38	99.5	99.38	100	99.38
		cA_27	100	99.38	100	99.46	99.5	99.38	100	99.46
	OKD	cA_9	98.4	98.97	99.87	99.72	98.9	98.72	98.9	98.72
		cA_27	98.88	98.44	99.88	99.69	98.87	98.69	98.87	98.69
	OKKD	cA_9	96.61	94.89	96.36	95.39	96.76	94.84	96.66	95.04
		cA_27	96.96	95.62	96.96	95.62	96.66	95.12	96.85	95.12
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	1.56		1.6		1.68		1.69	
		cA_27	1.57		1.41		1.54		1.76	
	İTERASYON	cA_9	92.5		96.5		86.5		95	
		cA_27	98.25		104.5		93.75		100.5	
50	OMD	cA_9	98.17	97.82	97.67	97.57	97.39	97.31	96.62	96.81
		cA_27	98.29	98.07	97.79	97.57	97.29	97.32	96.29	96.56
	YD	cA_9	100	99.63	100	99.38	100	99.38	100	99.99
		cA_27	100	99.38	100	99.38	100	99.38	100	100
	OKD	cA_9	99.38	99.26	99.88	99.76	97.88	97.76	98.88	98.76
		cA_27	99.54	98.78	99.54	99.78	98.04	97.78	98.79	98.78
	OKKD	cA_9	96.4	95.42	96.65	95.92	96.65	95.92	96.57	95.42
		cA_27	96.86	96.37	96.86	96.37	96.86	96.62	96.84	96.34
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	1.53		1.56		1.81		1.69	
		cA_27	1.53		1.68		1.65		1.76	
	İTERASYON	cA_9	87.5		98		91.5		107	
		cA_27	94		106		101		114.75	

Çizelge 4.1' de görülen sınıflama doğruluk oranları süre olarak kıyaslandığında, bütün parametreler için alınan sonuçların yaklaşık olarak aynı sürede ve aynı şekilde iterasyon sayılarının da yaklaşık değerlerde olduğu görülmektedir. Bunlara ek olarak sınıflamada performans açısından cA_9 veri kümesinin, cA_27 veri kümesine göre başarısının yüksekliği de bu çizelgede dikkat çeken başka bir durumdur.

Çizelge 4.1' deki cA _9 ve cA_27 özellikli NSR-APC veri seti için en iyi sonuçların elde edildiği 0.8 öğrenme oranı ve 30 ara katman nöron sayısı için alınan ayrıntılı uygulama sonuçları Çizelge 4.2' de görülmektedir.

Çizelge 4.2 . YSA sisteminde, NSR-APC veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayıları için eğitme ve test işlemlerinin maksimum sonuçları (Eğt.:Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%),Test: Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%))

		FOLD 1		**FOLD 2**		**FOLD 3**		**FOLD 4**		**ORTALAMA**	
		Eğt.	**Test**	**Eğt.**	**Test**	**Eğt.**	**Test**	**Eğt.**	**Test**	**Eğt.**	**Test**
OMD	**cA_9**	98.99	98.87	98.99	96.73	98.84	98.82	98.02	98.63	98.71	98.26
	cA_27	98.89	98.85	98.01	98.84	98.8	98.12	98.15	98.92	98.46	98.68
YD	**cA_9**	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	cA_27	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
OKD	**cA_9**	99.9	99.88	99.95	99.95	99.9	99.89	99.9	99.96	99.91	99.92
	cA_27	99.87	99.89	99.88	99.92	99.89	99.85	99.94	99.89	99.9	99.89
OKKD	**cA_9**	97.87	98.54	97.02	98.02	98.89	97.89	98.83	98.16	98.15	98.15
	cA_27	97.85	98.52	98.15	97.14	97.97	98	98.79	98.24	98.19	97.98
EĞİTİM SÜRESİ (sn)	**cA_9**	1.78		1.76		1.84		1.81		1.8	
	cA_27	1.86		1.27		1.49		1.13		1.44	
İTERASYON	**cA_9**	92		103		91		91		94.25	
	cA_27	100		114		98		101		103.25	

Çizelge 4.2' de eğitme ve test doğruluk oranları her bir fold için ayrı ayrı görüntülenmektedir. Bu tabloda OMD açısından bakıldığında göze çarpan ilk şey %96.73 test başarısı ile fold 2' nin diğer foldlar yanında az da olsa geride kalmasıdır.

Çizelge 4.2' de cA_9 ve cA_27 veri kümeleri için ortalama sınıflama doğruluk oranları kıyaslanacak olursa, genel olarak %0.1- 0.3 oranlarda da olsa cA_9' un cA_27' ye göre üstünlüğü burada da mevcuttur. İterasyon açısından aralarında yaklaşık 10 iterasyonluk bir fark olduğu için cA_9'un daha iyi olduğu söylenebilir. Ayrıca süre açısından da 0.36 sn' lik farkla cA_27' nin cA_9' a göre iyi olduğu görülmektedir.

Çizelge 4.3, NSR-SA veri setinin hem cA_9 hem de cA_27 veri kümeleri için, deneme yapılan bütün öğrenme oranları (LR) ve ara katman nöron sayılarındaki (AKNS) sınıflama sonuçlarını ortalama olarak ifade etmektedir.

Çizelge 4.3. YSA sisteminde, NSR-SA veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayısı için AKNS ve LR' deki değişime göre alınan ortalama % sınıflama sonuçları (Mc=0.8)

AKNS			LR=0.4		LR=0.8		LR=1.2		LR=1.6	
			Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test
20	OMD	cA_9	96.48	96.4	97.48	96.92	97.48	96.92	97.48	96.92
		cA_27	96.35	96.59	96.7	97.02	96.78	96.29	96.7	96.9
	YD	cA_9	99.38	99.38	100	99.38	100	99.38	100	99.38
		cA_27	99.38	99.53	100	99.53	100	99.53	100	99.53
	OKD	cA_9	98.9	98.88	97.9	98.13	98.75	99	97.9	98.13
		cA_27	99.12	98.99	96.9	97.92	97.9	98.82	96.93	97.75
	OKKD	cA_9	96.87	93.84	96.87	93.84	96.87	94.84	96.87	94.84
		cA_27	97.11	93.87	95.93	93.57	96.23	94.15	96.58	94.5
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	1.47		1.85		1.64		1.58	
		cA_27	2.19		1.69		1.48		1.83	
	İTERASYON	cA_9	88.5		96.25		96.5		97.5	
		cA_27	95.5		106		104.75		104.75	
30	OMD	cA_9	96.2	96.64	97.2	96.89	98.2	97.14	98.2	97.14
		cA_27	96.75	96.39	96.83	96.95	97.75	97.63	97.39	96.97
	YD	cA_9	100	98.75	100	98.75	100	98.75	100	98.75
		cA_27	100	98.76	100	98.76	100	98.76	100	98.76
	OKD	cA_9	97.9	97.86	97.9	97.86	98.48	98.36	98.9	98.61
		cA_27	98.19	97.44	96.74	96.98	97.77	97.35	99.11	97.66
	OKKD	cA_9	95.9	92.45	96.9	92.7	96.9	92.7	96.9	92.7
		cA_27	95.78	92.65	96.28	93.09	96.24	91.62	96.36	91.25
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	1.53		1.76		1.87		1.88	
		cA_27	1.96		1.42		1.38		1.53	
	İTERASYON	cA_9	96.25		102.25		102		106.5	
		cA_27	103.25		108.25		108		115.5	
40	OMD	cA_9	97.35	97.33	98.1	97.83	**98.35**	**98.08**	98.1	97.83
		cA_27	97.81	97.64	96.84	97.07	**97.33**	**97.03**	97.39	97.84
	YD	cA_9	99.38	99.88	100	99.38	**100**	**100**	99.5	99.38
		cA_27	99.38	99.88	100	99.38	**100**	**100**	99.5	99.38
	OKD	cA_9	98.9	98.79	96.9	96.79	**98.52**	**98.07**	98.9	98.79
		cA_27	99.07	99.1	96.49	96.55	**98.35**	**97.35**	98.25	98.1
	OKKD	cA_9	96.91	95.5	96.91	95.5	**98.91**	**98**	96.91	95
		cA_27	97.26	95.3	95.98	95.02	**98.72**	**97.22**	96.57	94.04
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	1.42		1.6		**1.55**		1.76	
		cA_27	1.83		1.36		**1.51**		1.42	
	İTERASYON	cA_9	69.25		103.25		**104.5**		95.75	
		cA_27	78		111.5		**112.75**		103	
50	OMD	cA_9	97.71	96.89	97.71	96.89	97.71	96.89	97.71	96.89
		cA_27	97.2	96.72	96.76	96.05	97.09	97.07	97.81	96.26
	YD	cA_9	100	98.75	100	98.75	100	98.75	100	98.75
		cA_27	100	98.97	100	98.97	100	98.97	100	98.97
	OKD	cA_9	97.9	97.97	98.9	98.72	98.91	98	98.9	98.72
		cA_27	97.7	98.01	98.63	98.62	98.48	97.48	98.63	97.86
	OKKD	cA_9	96.86	93.56	96.86	94.07	96.86	94.07	96.86	94.07
		cA_27	96.88	93.32	96.22	94.38	97.02	93.36	96.48	92.98
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	1.51		1.78		1.75		1.74	
		cA_27	1.92		1.65		1.44		1.98	
	İTERASYON	cA_9	79.5		104		86		103.5	
		cA_27	86.75		112.75		94.5		111.75	

Çizelge 4.3 incelendiğinde NSR-SA veri seti için genel itibariyle hem cA_9 hem de cA_27 özellikleri için en iyi sınıflama doğruluklarının alındığı AKNS sayısı 40 ve LR oranı 1.2 olmuştur.

Çizelge 4.3' te görülen sınıflama doğruluk oranları süre olarak kıyaslandığı zaman bütün parametreler için alınan sonuçların yine yaklaşık olarak aynı sürede olduğu fark edilmektedir. Bununla birlikte iterasyon sayıları da yaklaşık olarak birbirleriyle benzer olmasına rağmen LR 0.4 alındığında genel itibariyle iterasyon sayısı bütün AKNS değerleri için biraz daha düşük çıkmıştır. Bunlara ek olarak sınıflamada performans açısından cA_27 ve cA_9 veri kümeleri kıyaslandığında ise genel olarak yakın sonuçların elde edildiği görülmektedir.

Çizelge 4.3' teki cA _9 ve cA_27 özellikli NSR-SA veri seti için en iyi sonuçların elde edildiği 1.2 LR ve 40 AKNS için alınan ayrıntılı uygulama sonuçları Çizelge 4.4' te görülmektedir.

Çizelge 4.4 . YSA sisteminde, NSR-SA veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayıları için eğitme ve test işlemlerinin maksimum sonuçları (Eğt.:Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%),Test: Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%))

		FOLD 1		**FOLD 2**		**FOLD 3**		**FOLD 4**		**ORTALAMA**	
		Eğt.	**Test**	**Eğt.**	**Test**	**Eğt.**	**Test**	**Eğt.**	**Test**	**Eğt.**	**Test**
OMD	**cA_9**	98.3	98.7	98.06	98.21	98.96	96.98	98.08	98.43	98.35	98.08
	cA_27	98.56	98.74	96.09	96.68	97.06	95.72	97.62	96.97	97.33	97.03
YD	**cA_9**	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	cA_27	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
OKD	**cA_9**	98.29	97.2	98.39	97.57	98.87	98.54	98.55	98.98	98.52	98.07
	cA_27	98.41	96.03	96.87	98.24	99.63	96.92	98.5	98.23	98.35	97.35
OKKD	**cA_9**	98.95	98.4	98.9	97.56	98.89	98.28	98.9	97.77	98.91	98
	cA_27	99.29	97.29	98.15	95.92	98.91	99.17	98.53	96.51	98.72	97.22
EĞİTİM SÜRESİ (sn)	**cA_9**	1.33		1.5		2.1		1.28		1.55	
	cA_27	1.41		1.26		1.4		1.98		1.51	
İTERASYON	**cA_9**	97		114		105		102		104.5	
	cA_27	105		123		110		113		112.75	

Çizelge 4.4' te eğitme ve test doğruluk oranları her bir fold için ayrı ayrı görülmektedir. Bu tabloda foldların sınıflandırılma doğruluk oranları ortalama olarak genellikle benzer olmakla birlikte yine OMD açısından bakıldığında göze çarpan ilk şey %96 ve %95 gibi eğitim başarısı sebebi ile sırasıyla fold 2 ve fold 3' ün diğer foldlar yanında az da olsa geride kalmasıdır.

Bununla birlikte cA_9 ve cA_27 veri kümeleri için ortalama sınıflama doğruluk oranları kıyaslanacak olursa, genel olarak %0.1- 0.8 oranlarında cA_9' nun cA_27' ye göre üstünlüğü söz konusudur. İterasyon açısından aralarında yaklaşık 8 iterasyonluk bir fark olduğu için cA_9'un daha iyi olduğu söylenebilir. Ayrıca süre açısından da 0.04 sn' lik farkla cA_27' nin cA_9' a göre iyi olduğu görülmektedir.

Çizelge 4.5, NSR-VTI veri setinin hem cA_9 hem de cA_27 veri kümeleri için, deneme yapılan bütün öğrenme oranları (LR) ve ara katman nöron sayılarındaki (AKNS) sınıflama sonuçlarını ortalama olarak ifade etmektedir.

Çizelge 4.5 incelendiğinde NSR-VTI veri seti için genel itibariyle hem cA_9 hem de cA_27 özellikleri için en iyi sınıflama doğruluklarının alındığı AKNS sayısı 20 olmuştur. Aynı zamanda AKNS sayısının sadece 20 alındığı durumda maksimum sonuçların alındığı LR değeri ise 0.4' tür.

Çizelge 4.5' te görülen sınıflama doğruluk oranları süre olarak kıyaslandığında AKNS' nin 40 olduğu durumlarda ortalamanın biraz daha düşük olduğu fark edilmektedir. Bununla birlikte iterasyon sayıları ise AKNS' nin 40 ve 50 olduğu durumlarda genel itibariyle biraz daha düşük çıkmıştır. Bunlara ek olarak sınıflamada performans açısından cA_27 ve cA_9 veri kümeleri kıyaslandığında ise genel olarak yakın sonuçların elde edildiği görülmektedir.

Çizelge 4.5. YSA sisteminde, NSR-VTI veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayısı için AKNS ve LR' deki değişime göre alınan ortalama % sınıflama sonuçları (Mc=0.8)

AKNS			LR=0.4		LR=0.8		LR=1.2		LR=1.6	
			Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test
20	OMD	cA_9	**98.99**	**97.01**	98.5	96.91	98.5	96.91	98.5	96.91
		cA_27	**99.22**	**96.75**	98.62	95.71	98.58	96.06	98.72	96.43
	YD	cA_9	**100**	**100**	100	99.38	100	99.38	100	99.38
		cA_27	**100**	**100**	100	99.38	100	99.38	100	99.38
	OKD	cA_9	**99.12**	**98.66**	98.9	98.52	96.9	97.52	96.9	97.02
		cA_27	**99.6**	**98.1**	98.76	98.05	96.22	97.05	95.24	96.09
	OKKD	cA_9	**97.83**	**95.89**	96.83	91.39	96.83	91.39	96.83	91.39
		cA_27	**98.17**	**96.05**	95.65	90.56	96.33	89.98	96.66	91.38
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	**6.25**		6.53		6.2		6.71	
		cA_27	**6.9**		6.73		6.77		5.85	
	İTERASYON	cA_9	**1015.75**		859.75		1197		912.5	
		cA_27	**1033.5**		879		1214.25		921	
30	OMD	cA_9	98.36	96.97	98.36	96.97	98.36	96.97	98.36	96.97
		cA_27	98.52	97.2	98.33	96.09	97.55	96.85	98.06	96.03
	YD	cA_9	100	99.38	100	99.38	100	99.38	100	99.38
		cA_27	100	99.38	100	99.38	100	99.38	100	99.38
	OKD	cA_9	98.9	98.45	96.9	96.95	98.9	98.45	98.9	98.3
		cA_27	98.9	98.39	96.15	96.27	98.38	98.61	97.78	97.8
	OKKD	cA_9	96.84	92.89	96.84	92.89	96.84	92.89	96.24	77.74
		cA_27	96.5	93.06	95.32	92.45	96.34	92.66	95.89	77.65
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	4.96		5.2		5.56		5.81	
		cA_27	5.34		4.81		5.11		5.98	
	İTERASYON	cA_9	745		962.25		1130.25		362.25	
		cA_27	766		978.5		1144.25		377.75	
40	OMD	cA_9	98.39	97.47	98.39	97.47	98.39	97.47	98.39	97.47
		cA_27	98.35	97.71	96.7	97.58	97.76	97.49	98.13	97.03
	YD	cA_9	100	99.38	100	99.38	100	99.38	100	99.38
		cA_27	100	99.61	100	99.61	100	99.61	100	99.61
	OKD	cA_9	98.9	98.54	98.9	98.54	97.9	97.63	99.02	98.84
		cA_27	98.45	98.41	98.49	98.85	98.06	96.74	98.14	97.89
	OKKD	cA_9	96.84	93.04	96.84	93.04	96.24	95.52	96.74	93.54
		cA_27	97.11	93.09	96.46	92.72	95.07	94.53	96.55	93.13
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	3.46		1.65		2.38		3.28	
		cA_27	4.11		1.73		3.59		2.67	
	İTERASYON	cA_9	438.25		323.5		469.75		339.75	
		cA_27	453		339.25		485.75		346.75	
50	OMD	cA_9	98.35	97.42	98.35	97.42	98.35	97.42	98.35	97.42
		cA_27	98.58	97.39	97.43	97.29	97.89	96.64	98.13	97.17
	YD	cA_9	100	99.38	100	99.38	100	99.38	100	99.38
		cA_27	100	99.38	100	99.38	100	99.38	100	99.38
	OKD	cA_9	98.9	98.61	98.9	98.61	97.9	97.86	97.9	97.86
		cA_27	98.65	98.68	98.43	98.56	97.23	97.22	97.48	97.64
	OKKD	cA_9	96.84	93.79	96.84	93.79	96.84	93.79	96.84	93.79
		cA_27	96.87	93.56	96.08	92.85	97.03	92.93	95.66	93.19
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	3.75		3.89		4.39		4.77	
		cA_27	4.27		4.69		3.86		4.35	
	İTERASYON	cA_9	479.5		203.25		379.75		434	
		cA_27	497.75		225		399.25		448.5	

Çizelge 4.5' teki cA _9 ve cA_27 özellikli NSR-VTI veri seti için en iyi sonuçların elde edildiği 0.4 LR ve 20 AKNS için alınan ayrıntılı uygulama sonuçları Çizelge 4.6' da görülmektedir.

Çizelge 4.6 . YSA sisteminde, NSR-VTI veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayıları için eğitme ve test işlemlerinin maksimum sonuçları (Eğt.:Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%),Test: Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%))

		FOLD 1		**FOLD 2**		**FOLD 3**		**FOLD 4**		**ORTALAMA**	
		Eğt.	**Test**	**Eğt.**	**Test**	**Eğt.**	**Test**	**Eğt.**	**Test**	**Eğt.**	**Test**
OMD	**cA_9**	99.21	95.35	99.14	99.15	99.11	97.47	98.48	96.08	98.99	97.01
	cA_27	100	94.99	99.14	99.15	99.25	97.47	98.48	95.39	99.22	96.75
YD	**cA_9**	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	cA_27	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
OKD	**cA_9**	98.98	97.67	99.29	99.16	99.23	98.86	98.99	98.95	99.12	98.66
	cA_27	98.98	97.14	99.89	99.09	99.76	98.15	99.76	98.01	99.6	98.1
OKKD	**cA_9**	97.83	94.75	97.84	98.04	97.83	95.98	97.83	94.79	97.83	95.89
	cA_27	97.83	94.12	97.8	98.3	98.75	96.27	98.3	95.52	98.17	96.05
EĞİTİM SÜRESİ (sn)	**cA_9**	4.6		4.82		8.19		7.39		6.25	
	cA_27	4.89		5.71		8.77		8.21		6.9	
İTERASYON	**cA_9**	686		742		1401		1234		1015.75	
	cA_27	708		759		1417		1250		1033.5	

Çizelge 4.6' da foldların sınıflandırılma doğruluk oranları ortalama olarak genellikle benzer olmakla birlikte OKKD açısından bakıldığında göze çarpan ilk şey % 94 gibi eğitim ve test başarısı sebebi ile fold 1’ in diğer foldlar yanında az da olsa geride kalmasıdır.

Bununla birlikte cA_9 ve cA_27 veri kümeleri için ortalama sınıflama doğruluk oranları kıyaslanacak olursa; genel olarak eğitimde %0.4 oranlarında cA_27' nin cA_9’ a göre, test için ise %0.4-0.5 oranlarında cA_9’un cA_27’ ye üstünlüğü söz konusudur. İterasyon açısından aralarında yaklaşık 18 iterasyon ve süre açısından da 0.04 sn’ lik bir fark olduğu için cA_9’ un daha iyi olduğu söylenebilir.

Çizelge 4.7, NSR-VTK veri setinin hem cA_9 hem de cA_27 veri kümeleri için, alınan bütün öğrenme oranları (LR) ve ara katman nöron sayılarındaki (AKNS) sınıflama sonuçlarını ortalama olarak ifade etmektedir. Çizelge 4.7 incelendiğinde NSR-VTK veri seti genel itibariyle hem cA_9 hem de cA_27 özellikleri için en iyi sınıflama doğruluklarının alındığı AKNS sayısı 30 ve AKNS sayısının sadece 30 alındığı durum için ise maksimum sonuçların alındığı LR değeri ise 1.2' dir.

Çizelge 4.7. YSA sisteminde, NSR-VTK veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayısı için AKNS ve LR' deki değişime göre alınan ortalama % sınıflama sonuçları (Mc=0.8)

AKNS			LR=0.4		LR=0.8		LR=1.2		LR=1.6	
			Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test
20	OMD	cA_9	98.32	97.93	98.32	97.93	98.32	97.93	98.32	97.93
		cA_27	98.22	98.02	97.8	97.64	97.96	97.57	97.56	97.47
	YD	cA_9	99.5	99.38	100	99.38	99.5	99.38	99.38	99.5
		cA_27	99.5	99.38	100	99.38	99.5	99.38	99.38	99.5
	OKD	cA_9	96.9	96.68	97.9	97.68	97.9	98.18	98.9	98.68
		cA_27	96.79	97.26	97.64	97.27	97.3	97.46	97.84	97.69
	OKKD	cA_9	96.86	95.27	96.86	95.27	96.86	95.27	96.86	95.27
		cA_27	97.04	95.36	96.08	94.51	96.8	94.58	95.76	94.2
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	2.26		1.93		2.09		2.78	
		cA_27	2.69		1.73		2.21		2.92	
	İTERASYON	cA_9	240.25		206		280.75		257.25	
		cA_27	257.25		222.75		297.75		271.75	
30	OMD	cA_9	98.18	97.65	98.18	97.65	**98.96**	**97.96**	98.18	97.65
		cA_27	98.54	97.76	97.36	96.54	**97.97**	**97.39**	97.32	96.98
	YD	cA_9	99.5	99.38	99.5	99.38	**100**	**100**	100	99.38
		cA_27	99.5	99.38	99.5	99.38	**100**	**100**	100	99.38
	OKD	cA_9	98.9	98.89	95.9	96.64	**99.08**	**98.99**	96.9	97.39
		cA_27	99.29	98.73	95.25	95.91	**98.64**	**98.62**	95.93	96.48
	OKKD	cA_9	96.86	94.98	96.86	94.98	**97.86**	**96.72**	96.86	94.73
		cA_27	96.48	94.99	96.66	94.73	**97.31**	**95.75**	96.99	93.28
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	2.08		1.6		**2.28**		2.54	
		cA_27	2.09		1.62		**2.5**		3.23	
	İTERASYON	cA_9	202.5		203.25		**235**		239.25	
		cA_27	224		223.75		**251.5**		254.5	
40	OMD	cA_9	98.27	97.99	98.27	97.99	98.27	97.99	98.27	97.99
		cA_27	98.53	98.07	97.47	97.94	97.92	98.19	97.92	97.82
	YD	cA_9	99.38	99.5	99.75	99.38	99.5	99.38	99.38	99.5
		cA_27	99.38	99.5	99.75	99.38	99.5	99.38	99.38	99.5
	OKD	cA_9	96.9	96.75	98.9	99	98.9	98.75	95.9	95.75
		cA_27	97.26	96.98	98.48	98.63	98.46	97.7	96.16	94.8
	OKKD	cA_9	96.86	95.78	96.86	95.78	96.86	95.78	96.86	95.78
		cA_27	96.92	95.84	96.36	95.3	96.88	95.82	96.23	94.1
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	2.17		1.65		2.29		1.69	
		cA_27	2.58		1.54		1.68		2.04	
	İTERASYON	cA_9	204.25		182.75		237.5		240.5	
		cA_27	224.75		202.5		256.25		257.5	
50	OMD	cA_9	98.26	97.86	98.26	97.86	98.26	97.86	98.26	97.86
		cA_27	98.42	97.82	97.83	97.01	97.63	97.57	97.35	96.71
	YD	cA_9	99.38	99.5	100	99.38	99.38	99.75	99.75	99.38
		cA_27	99.38	99.5	100	99.38	99.38	99.75	99.75	99.38
	OKD	cA_9	98.9	98.91	96.9	97.41	99.11	99.04	98.9	98.91
		cA_27	98.69	99.02	96.13	96.81	98.24	99.07	98.9	97.75
	OKKD	cA_9	96.87	95.03	96.87	95.28	96.87	95.28	96.87	95.28
		cA_27	96.81	95.37	96.33	94.54	97.27	94.42	95.95	96
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	1.98		1.72		1.97		2.32	
		cA_27	2.09		1.56		2.48		2.5	
	İTERASYON	cA_9	168.75		197.25		175.25		206.5	
		cA_27	179		220.25		191.75		221.75	

Çizelge 4.7' de görülen sınıflama doğruluk oranları süre olarak kıyaslandığında AKNS' nin 50 olduğu durumlarda ortalamanın biraz daha düşük olduğu fark edilmektedir. Aynı zamanda iterasyon sayıları da yine AKNS' nin 50 olduğu durumlarda genel itibariyle biraz daha düşük çıkmıştır. Bunlara ek olarak sınıflamada performans açısından cA_27 ve cA_9 veri kümeleri kıyaslandığında ise genel olarak yakın sonuçların elde edildiği görülmektedir.

Çizelge 4.7' deki cA _9 ve cA_27 özellikli NSR-VTK veri seti için en iyi sonuçların elde edildiği 1.2 LR ve 30 AKNS için alınan ayrıntılı uygulama sonuçları Çizelge 4.8' de görülmektedir.

Çizelge 4.8 . YSA sisteminde, NSR-VTK veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayıları için eğitme ve test işlemlerinin maksimum sonuçları (Eğt.:Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%),Test: Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%))

		FOLD 1		FOLD 2		FOLD 3		FOLD 4		ORTALAMA	
		Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test
OMD	cA_9	99.07	97.47	99.31	99.19	99.46	99.12	97.99	96.05	98.96	97.96
	cA_27	98.28	95.52	97.38	98.27	100	99.85	96.02	95.9	97.97	97.39
YD	cA_9	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	cA_27	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
OKD	cA_9	99.15	98.83	99.13	99.25	98.99	98.97	99.05	98.89	99.08	98.99
	cA_27	98.83	99.24	98.1	99.45	99.77	97.83	97.87	97.98	98.64	98.62
OKKD	cA_9	97.85	95.97	97.84	97.22	97.87	98.26	97.87	95.42	97.86	96.72
	cA_27	96.21	95.88	98.57	95.74	96.08	96.34	98.37	95.07	97.31	95.75
EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	1.16		2.42		3.6		1.94		2.28	
	cA_27	1.76		1.43		3.34		3.46		2.5	
İTERASYON	cA_9	267		225		239		209		235	
	cA_27	282		238		256		230		251.5	

Çizelge 4.8' de eğitme ve test doğruluk oranları her bir fold için ayrı ayrı görülmektedir. Bu tabloda foldların sınıflandırılma doğruluk oranları ortalama olarak genel itibariyle benzerdir. Bununla birlikte genel olarak tüm foldlar için eğitim doğruluk oranları teste göre daha iyi çıkmıştır. Ortalama süre açısından 0.03 sn' lik ve iterasyon açısından da 16 iterasyonluk bir fark olduğu için cA_9' un verdiği sonuçların daha iyi olduğu söylenebilir. Son olarak ortalama doğruluk oranlarına bakıldığında hem eğitimde hem de testte %0.5-1' lik farkla yine cA_9' un başarısı görülmektedir.

Çizelge 4.9, NSR-AF veri setinin hem cA_9 hem de cA_27 veri kümeleri için, alınan bütün öğrenme oranları (LR) ve ara katman nöron sayılarındaki (AKNS) sınıflama sonuçlarını ortalama olarak ifade etmektedir.

Çizelge 4.9. YSA sisteminde, NSR-AF veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayısı için AKNS ve LR' deki değişime göre alınan ortalama % sınıflama sonuçları (Mc=0.8)

AKNS			LR=0.4		LR=0.8		LR=1.2		LR=1.6	
			Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test
20	OMD	cA_9	97.79	97.2	97.79	97.2	97.79	97.2	96.79	96.7
		cA_27	98	97.08	97.25	96.92	97.07	96.94	96.86	96.03
	YD	cA_9	100	99.26	100	99.26	100	99.26	99.5	99.26
		cA_27	100	99.3	100	99.3	100	99.3	99.5	99.3
	OKD	cA_9	97.9	98.04	97.9	98.04	96.9	97.29	96.9	97.29
		cA_27	97.66	98.13	97.14	96.76	96.23	96.43	96.43	96.53
	OKKD	cA_9	96.86	94.67	96.86	94.67	96.86	94.67	95.86	94.42
		cA_27	96.87	94.4	97.04	94.17	95.4	94.29	95.17	93.68
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	1.48		1.81		1.7		2.58	
		cA_27	2.09		1.6		1.51		3.35	
	İTERASYON	cA_9	92		98		96.5		105.5	
		cA_27	99		105.25		104.5		113.25	
30	OMD	cA_9	97.91	97.63	**99.4**	**98.6**	97.91	97.63	97.91	97.63
		cA_27	97.64	97.8	**99.1**	**97.8**	97.75	97.18	97.07	97.37
	YD	cA_9	100	99.38	**100**	**100**	100	99.38	99.5	99.38
		cA_27	100	99.38	**100**	**100**	100	99.38	99.5	99.38
	OKD	cA_9	96.92	96.87	**99.1**	**99.1**	97.92	97.87	95.92	95.87
		cA_27	97.33	96.98	**98.5**	**98.8**	97.32	96.98	95.23	95.02
	OKKD	cA_9	97.47	96.49	**98.2**	**96.7**	97.47	96.49	97.47	96.49
		cA_27	97.64	95.93	**97.7**	**96.8**	97.3	95.39	96.82	95.69
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	1.43		**1.66**		1.84		1.9	
		cA_27	1.72		**1.64**		1.7		1.87	
	İTERASYON	cA_9	84.5		**99.75**		95		104.25	
		cA_27	88.25		**109.5**		102.75		112.5	
40	OMD	cA_9	97.47	97.27	97.47	97.27	97.47	97.27	97.47	97.27
		cA_27	97.25	97.06	97.39	97.77	97.01	96.67	97.06	97.71
	YD	cA_9	100	99.38	100	99.38	100	99.38	99.5	99.38
		cA_27	100	99.38	100	99.38	100	99.38	99.5	99.38
	OKD	cA_9	98.9	98.84	96.9	96.84	98.9	98.84	98.9	98.84
		cA_27	99.03	98.69	96.14	96.57	98.46	98.5	97.91	98.53
	OKKD	cA_9	96.1	96.27	96.1	96.27	96.1	96.27	96.1	96.27
		cA_27	95.66	96.17	96.01	95.81	95.59	95.67	95.47	96.36
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	1.4		1.73		1.46		1.55	
		cA_27	1.72		1.64		1.63		1.79	
	İTERASYON	cA_9	75		104		99.5		103	
		cA_27	83.75		112		109		113.75	
50	OMD	cA_9	97.95	98	97.95	98	97.95	98	97.95	98
		cA_27	97.95	97.93	97.67	98.28	97.72	97.78	97.85	97.55
	YD	cA_9	100	99.38	99.5	99.38	99.5	99.38	100	99.38
		cA_27	100	99.38	99.5	99.38	99.5	99.38	100	99.38
	OKD	cA_9	98.91	98.9	98.91	98.9	97.91	97.9	97.91	97.9
		cA_27	98.82	99.03	98.63	98.3	97.99	97.04	98.18	97.23
	OKKD	cA_9	96.99	96.94	96.99	96.94	96.74	96.19	96.99	96.94
		cA_27	96.94	97.13	96.42	95.99	95.68	95.32	96.16	97.37
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	1.43		2.07		1.89		1.74	
		cA_27	1.74		1.78		1.75		1.61	
	İTERASYON	cA_9	75.25		100.5		109.75		103.75	
		cA_27	81.25		107.75		117.5		110.25	

Çizelge 4.9 incelendiğinde NSR-AF veri seti hem cA_9 hem de cA_27 özellikleri için en iyi sınıflama doğruluklarının alındığı AKNS sayısı 30 ve maksimum sonuçların alındığı LR değeri ise 0.8' dir.

Çizelge 4.9' da görülen sınıflama doğruluk oranları süre olarak kıyaslandığında genellikle benzer olduğu fark edilmektedir. Bununla birlikte iterasyon sayıları da yine benzer çıkmıştır. Bunlara ek olarak sınıflamada performans açısından cA_27 ve cA_9 veri kümeleri kıyaslandığında ise genel olarak yakın sonuçların elde edildiği görülmektedir.

Çizelge 4.9' daki cA _9 ve cA_27 özellikli NSR-AF veri seti için en iyi sonuçların elde edildiği 0.8 LR ve 30 AKNS için alınan ayrıntılı uygulama sonuçları Çizelge 4.10' da görülmektedir.

Çizelge 4.10 . YSA sisteminde, NSR-AF veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayıları için eğitme ve test işlemlerinin maksimum sonuçları (Eğt.:Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%),Test: Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%))

		FOLD 1		**FOLD 2**		**FOLD 3**		**FOLD 4**		**ORTALAMA**	
		Eğt.	**Test**	**Eğt.**	**Test**	**Eğt.**	**Test**	**Eğt.**	**Test**	**Eğt.**	**Test**
OMD	**cA_9**	99.33	96.54	99.73	99.86	99.36	99.57	99.22	98.53	99.41	98.63
	cA_27	99.19	95.5	98.77	98.11	99.31	98.57	99.1	99.09	99.09	97.82
YD	**cA_9**	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	cA_27	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
OKD	**cA_9**	99.19	99.24	99.18	99.11	99.17	98.91	98.97	99.05	99.13	99.08
	cA_27	99.73	98.71	98.73	98.34	97.77	98.78	97.72	99.44	98.49	98.82
OKKD	**cA_9**	97.85	95.45	97.91	97.07	97.83	97.06	99.3	97.38	98.22	96.74
	cA_27	96.49	94.47	98.82	97.81	96.21	97.43	99.15	97.66	97.67	96.84
EĞİTİM SÜRESİ (sn)	**cA_9**	1.57		2.01		1.65		1.41		1.66	
	cA_27	1.83		1.73		1.51		1.5		1.64	
İTERASYON	**cA_9**	100		104		103		92		99.75	
	cA_27	110		110		115		103		109.5	

Çizelge 4.10' da eğitme ve test doğruluk oranları her bir fold için ayrı ayrı görülmektedir. Bu tabloda foldların sınıflandırılma doğruluk oranları ortalama olarak genellikle benzerdir. Bununla birlikte genel itibariyle tüm foldlar için eğitim doğruluk oranları teste göre daha iyi çıkmıştır. Ortalama süre açısından 0.02 sn' lik ve iterasyon açısından de 10 iterasyonluk bir fark olduğu için ve ayrıca hem eğitimde hem de testte %0.5-1' lik farkla cA_9' un verdiği sonuçların daha iyi olduğu söylenebilir.

Çizelge 4.11' de YSA sistemi için bütün veri setlerinde elde edilen eğitim toplu sonuçları görülmektedir. YD için tüm veri setlerinde ortalama olarak %100 sınıflama

doğruluğu elde edilmiştir. OKD için NSR-APC ve OKKD için ise NSR-SA verisetinde en yüksek başarıya ulaşılmıştır. NSR-VTK ve NSR-AF veri setlerinde ise diğerleri kadar başarı sağlanamasa da yakın değerler elde edilmiştir. Bununla birlikte iterasyon ve süre açısından bakıldığında AKNS değeri 20 olmasına rağmen ortalama 1015-1033 iterasyon değerleriyle ve 6-7 sn' lik eğitme süresiyle NSR-VTI veri seti diğerlerine göre zaman bakımından daha kötü durumdadır. Bunun yanında OMD için bakıldığında en yüksek değerlerin alındığı veri setleri NSR-VTI ve NSR-AF olmuştur.

Çizelge 4.11 . YSA sisteminde bütün veri setleri için elde edilen eğitim toplu sonuçları

		EĞİTİM				
		NSR-APC	**NSR-SA**	**NSR-VTI**	**NSR-VTK**	**NSR-AF**
OMD	**cA_9**	98.71	98.35	98.99	98.96	99.4
	cA_27	98.46	97.33	99.22	97.97	99.1
YD	**cA_9**	100	100	100	100	100
	cA_27	100	100	100	100	100
OKD	**cA_9**	99.91	98.52	99.12	99.08	99.1
	cA_27	99.9	98.35	99.6	98.64	98.5
OKKD	**cA_9**	98.15	98.91	97.83	97.86	98.2
	cA_27	98.19	98.72	98.17	97.31	97.7
SÜRE	**cA_9**	1.8	1.55	6.25	2.28	1.66
	cA_27	1.44	1.51	6.9	2.5	1.64
İTERASYON	**cA_9**	94.25	104.5	1015.75	235	99.75
	cA_27	103.25	112.75	1033.5	251.5	109.5
AKNS	**cA_9**	30	40	20	30	30
	cA_27					
LR	**cA_9**	0.8	1.2	0.4	1.2	0.8
	cA_27					

Çizelge 4.12' de YSA sistemi için bütün veri setlerinde elde edilen test toplu sonuçları görülmektedir. Bu çizelgede YD için yine tüm veri setlerinde ortalama olarak %100 sınıflama doğruluğu elde edilmiştir. OMD için bakıldığında en yüksek değerlerin alındığı veri seti cA_9' da NSR-AF ve cA_27' de NSR-APC olup, OKD ve OKKD için ise sadece NSR-APC veri setinde en yüksek başarıya ulaşılmıştır. Son olarak genel itibariyle bakıldığında NSR-APC veri seti için OMD kriteri dışında hepsi için cA_9 veri kümesiyle en iyi test başarısı elde edilmiştir.

Çizelge 4.12 . YSA sisteminde bütün veri setleri için elde edilen test toplu sonuçları

		TEST				
		NSR-APC	**NSR-SA**	**NSR-VTI**	**NSR-VTK**	**NSR-AF**
OMD	**cA_9**	98.26	98.08	97.01	97.96	98.6
	cA_27	98.68	97.03	96.75	97.39	97.8
YD	**cA_9**	100	100	100	100	100
	cA_27	100	100	100	100	100
OKD	**cA_9**	99.92	98.07	98.66	98.99	99.1
	cA_27	99.89	97.35	98.1	98.62	98.8
OKKD	**cA_9**	98.15	98	95.89	96.72	96.7
	cA_27	97.98	97.22	96.05	95.75	96.8

4.2. YBS Sisteminin Araştırma Sonuçları

Uygulama aşamalarında kullanılan YBS sistemindeki temel parametreler olarak durdurma kriteri ve antikor sayısı değişken olarak sisteme dahil edilmiştir. Durdurma kriteri olarak 0.92, 0.94, 0.96 ve 0.98; antikor sayısı olarak 30, 50, 70 ve 100 değerleri esas alınarak sistem ayrı ayrı çalıştırılmış ve tüm foldlar için optimum sonucu veren değerler esas alınarak eğitim-test işlemleri gerçekleştirilmiştir. Ayrıca sonuç çizelgelerinde tüm SC değerleri için ulaşılan sonuçların yerine sadece en yüksek sonucu veren sc değeri genel itibariyle 0.98 olarak belirlenmiştir. Çizelgelerdeki ortalama sonuçlar için her veri seti 4 folda ayrılmış ve her fold için elde edilen eğitim ve test doğruluk oranları, her bir hesaplama tekniği kendi içerisinde toplanıp 4' e bölünmesi suretiyle ortalama eğitim ve test sınıflama doğruluk oranları elde edilmiştir. YBS için çalışmada kullanılan tüm veri setlerinin cA_9 ve cA_27 veri kümelerinde en iyi sınıflama doğruluklarının alındığı antikor sayısı (M) ve durdurma kriteri (SC) değerleri, 50 ve 0.98 olmuştur. Aynı şekilde veri kümelerinin eğitme süreleri ve iterasyon sayıları da SC değeriyle doğru orantılı olarak artmıştır. Ayrıca hafıza antikor sayısının (HAS) düşük çıkması sistemin az sayıdaki hafıza antikoruyla maksimum sayıda tanıma yapabildiğini göstermektedir.

Çizelge 4.13, NSR-APC veri setinin hem cA_9 hem de cA_27 özellik sayısı için, alınan bütün M ve SC değerlerindeki sınıflama sonuçlarını ortalama olarak ifade etmektedir. Çizelge 4.13' teki HAS değeri, M' nin 50 olduğu durumlar hariç genellikle SC değerine uyum sağlamış ve SC değeriyle paralel olarak artmıştır. İterasyon sayısı cA_9 veri kümeleri için SC değerinin 0.96 olduğu andan itibaren çok fazla artış göstererek 10000 değerini geçmiştir. cA_27 veri kümesi için ise bu artış normal oranlarda olmuştur. Bunun yanında eğitme süresi ise her iki veri kümesi için yine aynı

SC değerinden itibaren 400 sn' nin üzerine çıkmıştır. Son olarak sınıflamada performans açısından cA_27 ve cA_9 veri kümeleri kıyaslanacak olursa, genel itibariyle cA_27' nin cA_9' a göre biraz daha iyi sonuç verdiği görülür.

Çizelge 4.13. YBS sisteminde, NSR-APC veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayısı için M ve SC değerindeki değişime göre alınan ortalama % sınıflama sonuçları

M			SC=0.92		SC=0.94		SC=0.96		SC=0.98	
			Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test
30	SINIFLAMA SONUCU	cA_9	94.6	96.07	94.74	96.52	95.18	96.86	96.06	97.19
		cA_27	95.91	96.17	96.2	96.33	96.5	96.62	96.83	96.85
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	6.36		57.92		537.47		563.59	
		cA_27	14.43		15.22		465.74		504.34	
	HAS	cA_9	4.75		8		8.75		13.25	
		cA_27	6		8		8.5		12.5	
	İTERASYON	cA_9	37.5		265.25		11573.25		15256.75	
		cA_27	25.75		164.5		376.5		325.5	
50	SINIFLAMA SONUCU	cA_9	95.13	96.69	95.35	96.92	95.75	97.39	**96.43**	**97.89**
		cA_27	96.33	96.73	96.61	96.86	96.98	97.1	**97.34**	**97.47**
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	10.19		65.87		577.84		**613.2**	
		cA_27	18.29		23.41		479.57		**521.89**	
	HAS	cA_9	10.25		8.5		7		**6.75**	
		cA_27	10.5		11		11.5		**10.5**	
	İTERASYON	cA_9	126		301.75		13854		**15962.25**	
		cA_27	107.25		175.75		350.5		**390.75**	
70	SINIFLAMA SONUCU	cA_9	94.49	96.11	94.89	96.31	95.43	96.74	95.78	97.34
		cA_27	96	96.16	96.04	96.2	96.63	96.55	96.69	97.06
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	32.25		99.17		626.32		664.12	
		cA_27	30.01		38.15		494.95		535.68	
	HAS	cA_9	6.75		6.5		17.75		12.5	
		cA_27	6.75		8		11.75		14	
	İTERASYON	cA_9	137		383.75		193640.25		271377.25	
		cA_27	102.25		297.5		816.25		869.25	
100	SINIFLAMA SONUCU	cA_9	93.85	95.53	94.35	95.55	95.14	96.39	95.21	96.78
		cA_27	95.45	95.48	95.42	95.51	96.23	96.02	96.32	96.51
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	50.12		128.79		671.83		710.93	
		cA_27	52.93		52.4		507.71		548.22	
	HAS	cA_9	8.5		7.75		20.75		20.5	
		cA_27	7		8		10.5		10	
	İTERASYON	cA_9	162.75		379.25		204187.25		210601.5	
		cA_27	125.25		345.5		749.75		1007.5	

Çizelge 4.13' teki cA _9 ve cA_27 özellikli NSR-APC veri seti için en iyi sonuçların elde edildiği 0.98 SC ve 50 M için alınan ayrıntılı uygulama sonuçları Çizelge 4.14' te görülmektedir.

Çizelge 4.14' te eğitme ve test doğruluk oranları her bir fold için ayrı ayrı görüntülenmektedir. Bu çizelgeye foldların sınıflandırılma doğruluk oranları açısından bakıldığında fold 1' in hem cA_9 hem de cA_27 için eğitme ve test başarısı diğer

foldlara göre %98' in üzerindeki oranlarla yüksek çıkmıştır. Ayrıca en iyi HAS değerleri de 6 ve 8 ile bu foldda elde edilmiştir. Bunun yanında fold 1' de cA_9 1001.25 ile en uzun eğitme süresine sahiptir. Bütün foldlar için cA_9' un iterasyon sayısının cA_27' den daha fazla olduğu görülmektedir. En kötü HAS değeri cA_27 için fold 3' te 17 olarak bulunmuş ve bu da ortalama HAS değerini yükseltmiştir. Bu yüzden cA_27' deki ortalama HAS değeri cA_9' dakine göre daha yüksek çıkmıştır.

Çizelge 4.14 . YBS sisteminde, NSR-APC veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayıları için eğitme ve test işlemlerinin maksimum sonuçları (Eğt.:Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%),Test: Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%), HAS: Hafiza antikor sayısı)

		FOLD 1		FOLD 2		FOLD 3		FOLD 4		ORTALAMA	
		Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test
SINIFLAMA SONUCU	cA_9	98	98.5	95	98	96.22	98.25	96.5	96.8	96.43	97.89
	cA_27	98.5	98.66	97.5	98.77	96.82	95.6	96.54	96.83	97.34	97.47
EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	1001.25		896.33		298.44		256.78		613.2	
	cA_27	98.47		148.01		873.09		968		521.89	
HAS	cA_9	6		6		7		8		6.75	
	cA_27	8		9		17		8		10.5	
İTERASYON	cA_9	10256		9635		18675		25283		15962.25	
	cA_27	158		358		193		854		390.75	

Çizelge 4.15, NSR-SA veri setinin hem cA_9 hem de cA_27 özellik sayısı için, alınan bütün M ve SC değerlerindeki sınıflama sonuçlarını ortalama olarak ifade etmektedir. Bu tabloda görüldüğü üzere HAS değeri genellikle SC değerine uyum sağlamış ve SC değeriyle paralel olarak artmıştır. İterasyon sayısı ve eğitme süresi cA_9 veri kümeleri için SC değerinin 0.96 olduğu andan itibaren çok fazla artış göstererek sırasıyla 10000 ve 400 değerlerini aşmıştır. cA_27 veri kümesi için ise iterasyon ve süre artışları normal oranlarda olmuştur. Son olarak sınıflamada performans açısından cA_27 ve cA_9 veri kümeleri kıyaslanacak olursa, genel itibariyle cA_27' nin cA_9' a göre daha iyi sonuç verdiği net olarak görülmektedir.

Çizelge 4.15. YBS sisteminde, NSR-SA veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayısı için M ve SC değerindeki değişime göre alınan ortalama % sınıflama sonuçları

M			SC=0.92		SC=0.94		SC=0.96		SC=0.98	
			Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test
30	SINIFLAMA SONUCU	cA_9	95.15	95.51	95.16	95.64	95.74	96.28	95.99	96.22
		cA_27	96.04	96.21	95.79	96.37	95.95	96.83	96.55	97.03
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	8.44		57.71		426.67		805.03	
		cA_27	9.59		33.35		70.58		172.97	
	HAS	cA_9	6.25		6.5		17		18.25	
		cA_27	5.5		6.5		9.75		8.75	
	İTERASYON	cA_9	36.75		256.5		14054.25		676321.75	
		cA_27	25.75		144.25		340.5		175160.75	
50	SINIFLAMA SONUCU	cA_9	95.55	95.92	95.68	96.16	96.1	96.64	**96.31**	**96.85**
		cA_27	96.25	96.73	96.31	96.89	96.56	97.23	**97.07**	**97.53**
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	13.58		65.55		470.31		**855.26**	
		cA_27	13.13		41.68		87		**184.49**	
	HAS	cA_9	8.75		14.75		18		**16.75**	
		cA_27	9.75		9.75		7.25		**10.5**	
	İTERASYON	cA_9	133		463.5		175677.25		**619092.5**	
		cA_27	524.25		212.5		916.75		**246210.75**	
70	SINIFLAMA SONUCU	cA_9	94.86	95.53	95.27	95.53	95.44	96.04	95.67	96.37
		cA_27	95.75	96.05	95.63	96.45	96.36	97.01	96.68	96.84
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	33.97		102.52		519.2		899.64	
		cA_27	26.19		57.77		102.56		195.18	
	HAS	cA_9	6		6.25		14.5		17.75	
		cA_27	5.75		6.5		9.75		15.25	
	İTERASYON	cA_9	135.5		370.75		201512.5		713255.75	
		cA_27	113.25		277		841.25		210568.25	
100	SINIFLAMA SONUCU	cA_9	94.59	95.06	94.6	94.95	94.69	95.86	94.89	95.8
		cA_27	95.26	95.82	95.06	95.86	95.91	96.76	96	96.4
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	48.86		129.31		567.97		945.29	
		cA_27	47.09		72.6		116.8		206.83	
	HAS	cA_9	8		9.5		22.5		18.25	
		cA_27	7.5		7.75		11.75		12.5	
	İTERASYON	cA_9	155.5		328.25		220428.25		638690.5	
		cA_27	101		301.25		796		193337.25	

Çizelge 4.15' teki cA _9 ve cA_27 özellikli NSR-SA veri seti için en iyi sonuçların elde edildiği 0.98 SC ve 50 M için alınan ayrıntılı uygulama sonuçları Çizelge 4.16' da görülmektedir. Bu çizelgeye foldların sınıflandırılma doğruluk oranları açısından bakıldığında fold 2' in hem cA_9 hem de cA_27 için eğitme başarısı diğer foldlara göre %97 - 98.5' in oranları ile yüksek çıkmıştır. Buna ek olarak fold 1' in de her iki veri kümesinde %98' in üzerinde test doğruluk oranları elde etmesi diğer foldların yanında başarısını yükseltmiştir. Bunun yanında eğitme süreleri açısından değerlendirildiğinde cA_27 için en uzun eğitme süresi 475.63 sn ile fold 1' de, cA_9 için ise 882.08 sn ile fold 2' de elde edilmiştir. Bunlara ek olarak fold 3 hariç bütün foldlar için cA_9' un iterasyon sayısının cA_27' den daha fazla olduğu görülmektedir.

En kötü HAS değeri cA_9 için fold 4' te 21 olarak bulunmuş ve bu da ortalama HAS değerini yükseltmiştir. Bu yüzden cA_9' daki ortalama HAS değeri cA_27' dekine göre daha yüksek çıkmıştır. Son olarak eğitme ve test başarısı açısından ortalama değerlere bakıldığında cA_27' nin hem eğitim hem de testte genel olarak daha yüksek doğruluk oranlarına sahip olduğu görülmektedir.

Çizelge 4.16 . YBS sisteminde, NSR-SA veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayıları için eğitme ve test işlemlerinin maksimum sonuçları (Eğt.:Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%),Test: Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%), HAS: Hafiza antikor sayısı)

		FOLD 1		FOLD 2		FOLD 3		FOLD 4		ORTALAMA	
		Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test
SINIFLAMA SONUCU	cA_9	96	98.75	97	97.5	95.5	96	96.75	95.15	96.31	96.85
	cA_27	95.75	98.35	98.5	98	96.54	97.5	97.5	96.25	97.07	97.53
EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	879.14		882.08		785.67		874.15		855.26	
	cA_27	475.63		92.44		85.47		84.41		184.49	
HAS	cA_9	18		17		11		21		16.75	
	cA_27	9		8		18		7		10.5	
İTERASYON	cA_9	987635		674159		356888		457688		619092.5	
	cA_27	1560		744		981965		574		246210.75	

Çizelge 4.17, NSR-VTI veri setinin hem cA_9 hem de cA_27 özellik sayısı için, alınan bütün M ve SC değerlerindeki sınıflama sonuçlarını ortalama olarak ifade etmektedir. Bu tabloda görüldüğü üzere HAS değeri genellikle SC değerine uyum sağlamış ve SC değeriyle paralel olarak artmıştır. İterasyon sayısı cA_9 veri kümeleri için SC değerinin 0.96 olduğu andan itibaren çok fazla artış göstererek 15000 değerinin üstüne çıkmıştır. cA_27 veri kümesi için iterasyon sayısındaki artış normal oranlardadır. Süre açısından bakıldığında ise sonuçlar hakkında bir genelleme yapmak mümkün değildir; fakat en iyi sonucun alındığı 50 M ve 0.98 SC değerlerinde cA_9 veri kümesinin eğitme süresinde dikkat çekici bir artış olduğu görülmüştür. Son olarak sınıflamada performans açısından cA_27 ve cA_9 veri kümeleri kıyaslanacak olursa, genel itibariyle cA_9' un cA_27' ye göre daha iyi sonuç verdiği net olarak görülmektedir.

Çizelge 4.17. YBS sisteminde, NSR-VTI veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayısı için M ve SC değerindeki değişime göre alınan ortalama % sınıflama sonuçları

M			SC=0.92		SC=0.94		SC=0.96		SC=0.98	
			Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test
30	SINIFLAMA SONUCU	cA_9	94.7	94.82	95.01	95.12	95.45	95.47	95.47	96.06
		cA_27	93.18	94.13	93.38	94.04	93.52	94.39	94.04	94.77
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	2.49		35.46		186.67		2010.91	
		cA_27	11.21		36.37		186.28		579.15	
	HAS	cA_9	2.5		8.75		15.75		16.25	
		cA_27	4.75		8.75		13		9.5	
	İTERASYON	cA_9	32.75		251.75		15306.5		72437	
		cA_27	34.75		174.5		284.75		625.5	
50	SINIFLAMA SONUCU	cA_9	95.3	95.49	95.53	95.64	95.9	95.85	**96.04**	**96.56**
		cA_27	93.72	94.39	93.9	94.56	94.12	94.8	**94.44**	**95.21**
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	7.32		42.18		232.15		**2059.47**	
		cA_27	14.83		43.02		202.7		**591.90**	
	HAS	cA_9	10.25		12		13		**13.25**	
		cA_27	8.75		9.25		12		**11**	
	İTERASYON	cA_9	36.25		722.75		39559		**82292.5**	
		cA_27	54.25		696.25		605.75		**751.75**	
70	SINIFLAMA SONUCU	cA_9	94.69	95.04	95.01	95.14	95.33	95.55	95.3	95.99
		cA_27	93.31	93.85	93.21	94.25	93.73	94.04	93.9	94.85
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	33.84		81.42		282.6		2104.5	
		cA_27	32.39		55.6		216.82		606.71	
	HAS	cA_9	6		9.75		20		20.5	
		cA_27	5.75		9		13.25		13.75	
	İTERASYON	cA_9	75.5		332		69716.75		79606.25	
		cA_27	64.25		257.5		1025		828	
100	SINIFLAMA SONUCU	cA_9	94.21	94.51	94.38	94.63	94.89	95.03	94.87	95.36
		cA_27	92.85	93.49	92.8	93.5	93.33	93.7	93.62	94.18
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	56.95		111.87		324.81		2145.62	
		cA_27	52.97		70.55		231.03		621.55	
	HAS	cA_9	7.75		10.75		15.25		13.75	
		cA_27	5		13.25		13.25		12	
	İTERASYON	cA_9	142		341.75		232354.5		91694.75	
		cA_27	120.25		362		1037		910	

Çizelge 4.17' deki cA _9 ve cA_27 özellikli NSR-VTI veri seti için en iyi sonuçların elde edildiği 0.98 SC ve 50 M için alınan ayrıntılı uygulama sonuçları Çizelge 4.18' de görülmektedir. Bu çizelgeye foldların sınıflandırılma doğruluk oranları açısından bakıldığında fold 1' in cA_9 için eğitme ve test başarısı diğer foldlara göre %97.5 ve %98.5 oranları ile yüksek çıkmıştır. cA_27 için bakıldığında ise eğitim için % 98.25 ile fold 2 başarılı iken test için %98 ile yine fold 1 başarılı olmuştur. Bunun yanında eğitme süreleri açısından değerlendirildiğinde cA_27 için en uzun eğitme süresi 971.09 sn ile fold 1' de, cA_9 için ise 5869.14 sn ile fold 2' de elde edilmiştir. Ayrıca bütün foldlar için cA_9' un iterasyon sayısının cA_27' den çok daha fazla olduğu görülmektedir. En kötü HAS değeri cA_9 için fold 1' de 19 olarak bulunmuş ve bu da

ortalama HAS değerini yükseltmiştir. Bu yüzden cA_9' daki ortalama HAS değeri cA_27' dekine göre daha yüksek çıkmıştır. Son olarak eğitme ve test başarısı açısından ortalama değerlere bakıldığında cA_9' un hem eğitim hem de testte daha yüksek doğruluk oranlarına sahip olduğu görülmektedir.

Çizelge 4.18 . YBS sisteminde, NSR-VTI veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayıları için eğitme ve test işlemlerinin maksimum sonuçları (Eğt.:Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%),Test: Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%), HAS: Hafiza antikor sayısı)

		FOLD 1		FOLD 2		FOLD 3		FOLD 4		ORTALAMA	
		Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test
SINIFLAMA SONUCU	cA_9	97.5	98.5	96	97.5	95	92.5	95.66	97.75	96.04	96.56
	cA_27	95	98	98.25	97.85	89.5	92.5	95	92.5	94.44	95.21
EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	1300.45		5869.14		789.63		278.66		2059.47	
	cA_27	971.09		528.41		99.14		768.95		591.90	
HAS	cA_9	19		13		12		9		13.25	
	cA_27	8		18		9		9		11	
İTERASYON	cA_9	12563		78298		178564		59745		82292.5	
	cA_27	853		862		547		745		751.75	

Çizelge 4.19, NSR-VTK veri setinin hem cA_9 hem de cA_27 özellik sayısı için, alınan bütün M ve SC değerlerindeki sınıflama sonuçlarını ortalama olarak ifade etmektedir. Bu tabloda görüldüğü üzere HAS değeri genellikle SC değerine uyum sağlamış ve SC değeriyle paralel olarak artmıştır. cA_9 ve cA_27 veri kümeleri için iterasyon sayısı ve eğitme süresindeki SC değerlerine bağlı olarak görülen artış normal oranlarda olmuştur. Bunlara ek olarak sınıflamada performans açısından cA_27 ve cA_9 veri kümeleri kıyaslanacak olursa, genel itibariyle cA_27 ve cA_9' un benzer sonuçlar verdikleri görülmektedir.

Çizelge 4.19. YBS sisteminde, NSR-VTK veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayısı için M ve SC değerindeki değişime göre alınan ortalama % sınıflama sonuçları

M			SC=0.92		SC=0.94		SC=0.96		SC=0.98	
			Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test
30	SINIFLAMA SONUCU	cA_9	96.91	95.91	97.08	96.2	97.06	96.41	97.67	96.47
		cA_27	96.55	96.16	96.79	96.34	97.12	96.65	97.36	96.6
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	8.57		29.75		145.63		701.18	
		cA_27	7.47		27.03		265.46		318.96	
	HAS	cA_9	3.25		9		18.5		15.75	
		cA_27	4		10		14		13.25	
	İTERASYON	cA_9	26.25		143		242.75		255.75	
		cA_27	31.5		83.5		240.5		284	
50	SINIFLAMA SONUCU	cA_9	97.26	96.61	97.5	96.87	97.78	97.04	**98.11**	**97.23**
		cA_27	97.01	96.66	97.21	96.78	97.62	97.1	**97.92**	**97.15**
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	12.93		37.47		196.06		**748.48**	
		cA_27	11.16		35.14		283		**332.75**	
	HAS	cA_9	7.5		12.25		15.25		**16.75**	
		cA_27	6.75		12.25		10.75		**12.75**	
	İTERASYON	cA_9	52.75		234.75		349.5		**514.75**	
		cA_27	49.25		187.5		386		**421**	
70	SINIFLAMA SONUCU	cA_9	96.87	95.94	97.2	96.35	97.26	96.55	97.91	96.53
		cA_27	96.49	96.22	96.71	96.18	97.27	96.55	97.59	96.77
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	37.63		72.31		244.44		796.39	
		cA_27	27.71		61.08		299.26		343.53	
	HAS	cA_9	8		19		17		16.5	
		cA_27	6.5		9.75		14.5		12.75	
	İTERASYON	cA_9	72.75		201		344.25		310.75	
		cA_27	62.25		312.75		292		313	
100	SINIFLAMA SONUCU	cA_9	96.45	95.64	96.7	95.97	96.84	95.79	97.38	95.95
		cA_27	96.06	95.79	95.91	95.51	96.61	95.82	96.97	95.89
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	56.17		106.52		296.16		842.71	
		cA_27	46.27		71.3		314.59		357.07	
	HAS	cA_9	5.5		16.75		21.75		20.5	
		cA_27	8.75		19.75		19.5		19.75	
	İTERASYON	cA_9	149.5		256.25		288.25		306.5	
		cA_27	131.75		312.75		385.75		384.5	

Çizelge 4.19' daki cA _9 ve cA_27 özellikli NSR-VTK veri seti için en iyi sonuçların elde edildiği 0.98 SC ve 50 M için alınan ayrıntılı uygulama sonuçları Çizelge 4.20' de görülmektedir. Bu çizelgeye foldların sınıflandırılma doğruluk oranları açısından bakıldığında fold 1' in cA_9 için eğitme ve test başarısı diğer foldlara göre %98.5 ve %97.5 oranları ile yüksek çıkmıştır. cA_27 için bakıldığında ise fold 4 %98.25 - %97.54 eğitme ve test başarısı ile diğer foldlar içinde öne çıkmıştır. Bunun yanında eğitme süreleri açısından değerlendirildiğinde cA_27 için en uzun eğitme süresi 807.37 sn ve cA_9 için ise 1200.15 sn ile fold 1' de elde edilmiştir. İterasyon sayıları için Çizelge 4.20' de görülen fold 2 hariç diğer bütün foldlarda cA_27' nin iterasyon sayısının cA_9' dan yüksek olduğudur. En kötü HAS değeri cA_9 için fold 3 ve fold 4'

te 19 olarak bulunmuş ve bu da ortalama HAS değerini yükseltmiştir. Bununla birlikte eğitme ve test başarısı açısından ortalama değerlere bakıldığında, cA_9' un diğerine göre hem eğitim hem de testte %0.08-0.2 oranları arasında daha yüksek doğruluk oranlarına sahip olduğu görülmektedir.

Çizelge 4.20 . YBS sisteminde, NSR-VTK veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayıları için eğitme ve test işlemlerinin maksimum sonuçları (Eğt.:Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%), Test: Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%), HAS: Hafiza antikor sayısı)

		FOLD 1		FOLD 2		FOLD 3		FOLD 4		ORTALAMA	
		Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test
SINIFLAMA SONUCU	cA_9	98.5	97.5	97.91	97.14	97.9	97.1	98.15	97.13	98.11	97.23
	cA_27	97.6	96.5	97.96	97.08	97.8	97.4	98.25	97.54	97.92	97.15
EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	1200.15		1000.36		485.31		308.09		748.48	
	cA_27	807.37		289.13		85.47		149.02		332.75	
HAS	cA_9	12		17		19		19		16.75	
	cA_27	14		5		15		17		12.75	
İTERASYON	cA_9	918		859		85		197		514.75	
	cA_27	989		15		96		584		421	

Çizelge 4.21, NSR-AF veri setinin hem cA_9 hem de cA_27 özellik sayısı için, alınan bütün M ve SC değerlerindeki sınıflama sonuçlarını ortalama olarak ifade etmektedir. Bu tabloda görüldüğü üzere HAS değeri genel itibariyle SC değerine uyum sağlayarak, bununla paralel olarak artmıştırmıştır. cA_9 ve cA_27 veri kümeleri için iterasyon sayısı ve eğitme süresindeki SC değerlerine bağlı olarak görülen artış normal oranlarda olmuştur. Bu çizelgede dikkat çeken bir başka durum ise test sonuçlarının tamamının eğitim sonuçlarından daha iyi olduğudur. Sonuç olarak sınıflamada performans açısından cA_27 ve cA_9 veri kümelerini kıyasladığımızda cA_27' nin cA_9' a göre daha iyi sonuçlar verdiği dikkati çekmektedir.

Çizelge 4.21. YBS sisteminde, NSR-AF veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayısı için M ve SC değerindeki değişime göre alınan ortalama % sınıflama sonuçları

M			SC=0.92		SC=0.94		SC=0.96		SC=0.98	
			Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test
30	SINIFLAMA SONUCU	cA_9	94.21	96.21	94.56	96.17	94.85	96.59	95.31	96.85
		cA_27	96.81	97.26	97.02	97.37	97.35	97.61	97.35	98.05
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	6.01		41.23		289.33		318.77	
		cA_27	7.26		34.55		366.41		464.87	
	HAS	cA_9	6.5		8.75		7.5		9.25	
		cA_27	5.75		9.25		9.25		10.5	
	İTERASYON	cA_9	19.25		109.5		149.75		153.25	
		cA_27	50.75		202		282.25		324.5	
50	SINIFLAMA SONUCU	cA_9	95.06	96.55	95.16	96.66	95.51	97.13	**95.7**	**97.5**
		cA_27	97.33	97.63	97.44	97.8	97.64	98.07	**97.8**	**98.4**
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	10.61		56.43		341.8		**365.93**	
		cA_27	12.67		50.47		381.88		**480.42**	
	HAS	cA_9	8.5		7.75		11.5		**14**	
		cA_27	8		10		9.5		**9.75**	
	İTERASYON	cA_9	66.25		135		179		**194.25**	
		cA_27	76.5		239		330.5		**359.75**	
70	SINIFLAMA SONUCU	cA_9	94.56	96.19	94.42	96.18	94.88	96.48	95.2	96.86
		cA_27	96.74	97.27	97.02	97.28	97.01	97.36	97.25	98.01
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	58.98		104.34		381.52		406.44	
		cA_27	27.19		64.3		393.86		496.19	
	HAS	cA_9	17.5		14.25		18.75		16.25	
		cA_27	13.25		14		15.25		8	
	İTERASYON	cA_9	99.75		162.25		214		242	
		cA_27	110.75		286.25		369.5		396.75	
100	SINIFLAMA SONUCU	cA_9	93.65	95.66	93.91	95.82	94.23	95.99	94.75	96.27
		cA_27	96.33	96.73	96.36	96.76	96.52	96.95	96.89	97.3
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	105.08		147.45		426.08		453.71	
		cA_27	38.66		78.62		408.5		512.07	
	HAS	cA_9	19		15.75		19		19.25	
		cA_27	9.75		15.25		15		12.5	
	İTERASYON	cA_9	142.75		200.75		261.5		276	
		cA_27	163		324.75		418.25		464	

Çizelge 4.21' deki cA _9 ve cA_27 özellikli NSR-AF veri seti veri seti için en iyi sonuçların elde edildiği 0.98 SC ve 50 M için alınan ayrıntılı uygulama sonuçları Çizelge 4.22' de görülmektedir. Bu çizelgeye foldların sınıflandırılma doğruluk oranları açısından bakıldığında fold 1' in cA_9 ve cA_27 için test başarısı, diğer foldlara göre %97.9 ve %98.9 oranları ile yüksek çıkmıştır. Eğitme doğruluğu açısından bakıldığında ise fold 4 %96.7 ve %98.7 ile hem cA_9 hem de cA_27' de diğer foldlar içinde öne çıkmıştır. Bunun yanında eğitme süreleri açısından değerlendirildiğinde cA_27 için en uzun eğitme süresi 715.49 sn ve cA_9 için ise 647.19 sn ile fold 4' te elde edilmiştir. İterasyon sayıları için Çizelge 4.22' de görülen fold 2 hariç diğer bütün foldlarda cA_27' nin iterasyon sayısının cA_9' dan yüksek olduğudur. En kötü HAS değeri cA_9 için fold

3' te 19 olarak bulunmuş ve bu da ortalama HAS değerini yükseltmiştir. Bununla birlikte eğitme ve test başarısı açısından ortalama değerlere bakıldığında, cA_27' nin cA_9' a göre hem eğitim hem de testte %1.8-2 oranları arasında daha yüksek doğruluk oranlarına sahip olduğu görülmektedir.

Çizelge 4.22. YBS sisteminde, NSR-AF veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayıları için eğitme ve test işlemlerinin maksimum sonuçları (Eğt.:Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%),Test: Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%), HAS: Hafiza antikor sayısı)

		FOLD 1		FOLD 2		FOLD 3		FOLD 4		ORTALAMA	
		Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test
SINIFLAMA SONUCU	cA_9	96	97.9	95.25	97.8	95	96.5	96.7	97.8	95.74	97.5
	cA_27	98.1	98.9	97.33	98.78	97	97.5	98.7	98.5	97.79	98.42
EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	154.78		280.19		381.55		647.19		365.93	
	cA_27	161.09		198.11		847		715.49		480.42	
HAS	cA_9	11		19		12		14		14	
	cA_27	15		8		7		9		9.75	
İTERASYON	cA_9	68		89		124		496		194.25	
	cA_27	69		75		747		548		359.75	

Çizelge 4.23' te YBS sistemi için bütün veri setlerinde elde edilen eğitim toplu sonuçları görülmektedir. Sınıflama doğruluk oranlarına bakıldığında hem cA_9 hem de cA_27 için NSR-VTK veri setinin eğitme başarısı diğer veri setlerine göre %98.11 ve %97.92 ile daha yüksek çıkmasına rağmen HAS sayıları açısından yaklaşık 17 ve 13 değerleriyle diğerlerine göre kötü durumdadır. Bununla birlikte iterasyon ve süre açısından bakıldığında cA_9 ve cA_27 için sırasıyla ortalama 619092-246210 iterasyon sayısı ve NSR-SA ve 2059-591.90 sn' lik eğitme süresiyle NSR-VTI veri seti diğerlerine göre daha yüksek sonuçları elde etmiş ve bu açıdan bu veri setleri kötü bir grafik çizmişlerdir.

Çizelge 4.23 : YBS sisteminde bütün veri setleri için elde edilen eğitim toplu sonuçları

		EĞİTİM				
		NSR-APC	**NSR-SA**	**NSR-VTI**	**NSR-VTK**	**NSR-AF**
DOĞRULUK ORANI	**cA_9**	96.43	96.31	96.04	98.11	95.7
	cA_27	97.34	97.07	94.44	97.92	97.8
SÜRE	**cA_9**	613.2	855.26	2059.47	748.48	365.93
	cA_27	521.89	184.49	591.90	332.75	480.42
HAS	**cA_9**	6.75	16.75	13.25	16.75	14
	cA_27	10.5	10.5	11	12.75	9.75
İTERASYON	**cA_9**	15962.25	619092.5	82292.5	514.75	194.25
	cA_27	390.75	246210.75	751.75	421	359.75
SC	**cA_9**	0.98	0.98	0.98	0.98	0.98
	cA_27					
M	**cA_9**	50	50	50	50	50
	cA_27					

Çizelge 4.24' te YBS sistemi için bütün veri setlerinde elde edilen test toplu sonuçları görülmektedir. Bu çizelgede en yüksek değerlerin alındığı veri seti cA_9 için %97.89 ile NSR-APC ve cA_27 için %98.4 ile NSR-AF olmuştur.

Çizelge 4.24. YBS sisteminde bütün veri setleri için elde edilen test toplu sonuçları

		TEST				
		NSR-APC	**NSR-SA**	**NSR-VTI**	**NSR-VTK**	**NSR-AF**
DOĞRULUK ORANI	**cA_9**	97.89	96.85	96.56	97.23	97.5
	cA_27	97.47	97.53	95.21	97.15	98.4

4.3. YBS-YSA Sisteminin Araştırma Sonuçları

Bu sistemin YSA kısmı oluşturulurken giriş katmanındaki nöron sayısı sistem girişine verilen dataların özellik sayısı kadar olmakta ve bu durum otomatik olarak algılanmaktadır. Çıkış katmanındaki nöron sayısı ise 1 olarak alınmış ve böylelikle çıkış değerinin kullanılan aktivasyon fonksiyonuna göre 1 ve 0 arasında olması sağlanmıştır. Ara katman nöron sayısı (AKNS) ise her zaman giriş katmanındaki nöron sayısının bir fazlası şeklinde alınmıştır (Karlık, B. and Harman, G., 2013; Karlık, B. and Olgaç, A.V., 2011). Böylelikle kullanılan YSA sisteminin ağ yapısı 27 özellikli veri setleri için giriş katmanındaki nöron sayısı 27, ara katman nöron sayısı 28 ve çıkış katmanındaki nöron sayısı ise 1 seçilerek 27:28:1 şeklinde oluşturulmuştur. 9 özellikli veri setleri için ise ağ yapısı, giriş katmanındaki nöron sayısı 9, ara katman nöron sayısı 10 ve çıkış katmanındaki nöron sayısı ise 1 seçilerek 9:10:1 şeklinde oluşturulmuştur.

Uygulama aşamasında kullanılan YBS-YSA sistemindeki temel parametreler olarak hedeflenen minimum hata (HMH) ve antikor sayısı (M) değişken olarak sisteme dahil edilmiştir. HMH olarak 0.15, 0.09, 0.05 ve 0.02; M sayısı olarak 10, 30, 50 ve 100 değerleri esas alınarak sistem ayrı ayrı çalıştırılmış ve tüm foldlar için optimum sonucu veren değerler esas alınarak eğitim-test işlemleri gerçekleştirilmiştir. Çizelgelerdeki ortalama sonuçlar için her veri seti 4 folda ayrılmış ve her fold için elde edilen eğitim ve test doğruluk oranları, her bir hesaplama tekniği kendi içerisinde toplanıp 4' e bölünmesi suretiyle ortalama eğitim ve test sınıflama doğruluk oranları elde edilmiştir. YBS-YSA için çalışmada kullanılan tüm veri setlerinin cA_9 ve cA_27 veri kümelerinde en iyi sınıflama doğruluklarının alındığı M ve HMH değerleri sırasıyla 10 ve 0.02 olmuştur. Aynı şekilde veri kümelerinin eğitme süreleri ve iterasyon sayıları da genel itibariyle HMH değeriyle ters orantılı olarak artmıştır.

Çizelge 4.25, NSR-APC veri setinin hem cA_9 hem de cA_27 veri kümeleri için, deneme yapılan bütün HMH ve M değerlerindeki sınıflama sonuçlarını ortalama olarak ifade etmektedir.

Çizelge 4.25' te görülen sınıflama doğruluk oranları süre olarak kıyaslandığında, bütün parametreler için hem cA_9 hem de cA_27 için alınan sonuçların yaklaşık olarak aynı sürede ve iterasyon sayılarının da yine her iki veri kümesi için birbirine yakın olarak elde edildiği görülmektedir. Performans açısından değerlendirildiğinde cA_9 ve cA_27 her bir kriterde farklı değerler göstermekte ve bu durum bir genellemeyi mümkün kılmamaktadır.

Çizelge 4.25. YBS-YSA sisteminde, NSR-APC veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayısı için antikor M ve HMH değerindeki değişime göre alınan ortalama % sınıflama sonuçları

M			HMH=0.15		HMH=0.09		HMH=0.05		HMH=0.02	
			Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test
10	OMD	cA_9	95.43	95.8	96.23	96.3	97.09	97.11	**97.19**	**97.29**
		cA_27	93.35	95.38	93.97	95.55	94.53	96	**94.65**	**95.79**
	YD	cA_9	98.49	99.35	99	99.54	99.94	99.99	**100**	**100**
		cA_27	98.63	99.43	99.43	99.21	99.99	100	**100**	**100**
	OKD	cA_9	96.84	97.82	97.87	98.31	98.43	98.76	**98.56**	**98.87**
		cA_27	97.44	98.04	97.71	98.31	98.72	98.88	**98.82**	**99**
	OKKD	cA_9	92.08	92.44	92.72	92.88	93.31	93.33	**93.41**	**93.4**
		cA_27	92.22	92.14	93	92.8	93.56	93.25	**93.73**	**93.35**
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	713.25		804.66		839.7		**887.72**	
		cA_27	365.27		444.07		467.1		**482.55**	
	İTERASYON	cA_9	30.75		36.75		41.25		**43.5**	
		cA_27	18.5		23.25		26		**26**	
30	OMD	cA_9	94.84	95.32	95.83	95.57	96.64	96.61	96.76	96.77
		cA_27	93.12	94.69	93.22	95.22	93.9	95.41	94.34	95.31
	YD	cA_9	98.05	98.88	98.5	99.07	99.47	99.32	99.48	99.42
		cA_27	98.01	99.01	98.91	98.61	99.45	99.39	99.88	99.48
	OKD	cA_9	96.15	97.08	97.48	97.67	98.07	98.44	98.12	98.66
		cA_27	96.91	97.58	97.18	98.04	97.99	98.45	98.39	98.6
	OKKD	cA_9	91.69	91.75	92.47	92.49	92.53	92.63	92.99	93.01
		cA_27	91.66	91.83	92.31	92.33	93.31	92.59	93.21	92.87
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	784.08		873.69		921.69		942.65	
		cA_27	407.2		488.1		505.6		521.97	
	İTERASYON	cA_9	54.75		63		77		77.25	
		cA_27	43.25		53.75		52		57	
50	OMD	cA_9	94.34	95	95.4	95.09	96.21	96.02	96.62	96.62
		cA_27	92.45	94.11	92.94	94.67	93.4	94.65	93.77	94.67
	YD	cA_9	97.41	98.48	97.79	98.74	99	99.05	98.98	98.57
		cA_27	97.55	98.51	98.46	98.03	98.87	98.93	99.4	98.79
	OKD	cA_9	95.7	96.64	97.02	97.03	97.58	97.7	97.64	98.19
		cA_27	96.46	96.84	96.7	97.63	97.59	97.97	97.93	98.28
	OKKD	cA_9	91.2	91.06	91.92	92.09	92.06	92.29	92.69	92.54
		cA_27	91.39	91.04	91.87	92.02	93.02	92.03	92.88	92.35
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	830.65		948.35		992.57		1007.56	
		cA_27	446.98		529.18		547.9		563.91	
	İTERASYON	cA_9	86.75		93.5		104.25		108.75	
		cA_27	73.25		99		94.75		90	
100	OMD	cA_9	93.92	94.41	94.79	94.56	95.5	95.83	96.31	96.18
		cA_27	91.77	93.42	92.6	94.33	92.88	94.12	93.47	94.15
	YD	cA_9	97.1	98.08	97.46	98.6	98.43	98.6	98.6	98.2
		cA_27	97.16	98.23	98.13	97.68	98.38	98.56	98.9	98.21
	OKD	cA_9	95.08	96.1	96.55	96.41	97	97.29	97.24	97.77
		cA_27	95.99	96.31	96.28	97.28	97.09	97.61	97.83	97.96
	OKKD	cA_9	90.72	90.52	91.49	91.71	91.64	91.75	92.13	92.3
		cA_27	91	90.39	91.52	91.52	92.76	91.45	92.44	91.9
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	894.14		1032.43		1072.1		1049.68	
		cA_27	486.79		563.99		596.54		604.45	
	İTERASYON	cA_9	114		129		143.5		144.5	
		cA_27	118.5		140.25		129		124.25	

Çizelge 4.25' teki cA _9 ve cA_27 özellikli NSR-APC veri seti için en iyi sonuçların elde edildiği 0.02 HMH ve 10 M değeri için alınan ayrıntılı uygulama sonuçları Çizelge 4.26' da görülmektedir.

Çizelge 4.26 . YBS-YSA sisteminde, NSR-APC veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayıları için eğitme ve test işlemlerinin maksimum sonuçları (Eğt.:Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%), Test: Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%))

		FOLD 1		FOLD 2		FOLD 3		FOLD 4		ORTALAMA	
		Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test
OMD	cA_9	98.65	98.76	95.16	98.47	96.68	93.46	98.25	98.46	97.19	97.29
	cA_27	95.02	97.36	94.25	93.14	95.02	96	94.32	96.65	94.65	95.79
YD	cA_9	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	cA_27	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
OKD	cA_9	98.45	99.26	98.32	99.32	98.21	98.15	99.24	98.75	98.56	98.87
	cA_27	98.11	99.78	100	98.36	99.03	98.88	98.15	98.99	98.82	99
OKKD	cA_9	93.54	94.25	93.45	91.48	93.48	90.46	93.16	97.42	93.41	93.4
	cA_27	93.25	94.02	91.02	90	96.23	94.18	94.4	95.19	93.73	93.35
EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	1000.58		885.35		789.25		875.69		887.72	
	cA_27	588.23		402.96		331.02		608		482.55	
İTERASYON	cA_9	45		42		39		48		43.5	
	cA_27	31		25		22		26		26	

Çizelge 4.26' da eğitme ve test doğruluk oranları her bir fold için ayrı ayrı görülmektedir. Tüm foldlar için en yüksek değerler YD kriterinde elde edilmiştir. Bu tabloda OMD açısından bakıldığında göze çarpan ilk şey hem eğitim hem de test için cA_9' da %98.65 ve %98.76 ; cA_27' de ise %95.02 ve %97.36 ile fold 1' in diğerlerine göre en yüksek başarıya sahip olmasıdır. OKD sonuçlarına bakılacak olursa eğitim için en iyi sonuç cA_27' de %100 ve test için cA_9' da %99.32 ile fold 2' de çıkmıştır. Son olarak OKKD için genel olarak eğitimde fold 3, testte ise fold 4 yüksek başarı oranlarıyla diğerleri arasında kendini göstermiştir.

Çizelge 4.26' da cA_9 ve cA_27 veri kümeleri için ortalama sınıflama doğruluk oranları kıyaslanacak olursa, OKD ve OKKD için eğitimde yaklaşık %0.3 oranında cA_27 daha iyiyken, OMD için %3 daha fazla bir oranla cA_9 daha iyi sonuçlar vermiştir. Testte ise OMD ve OKKD için cA_9 cA_27' ye göre daha iyi sonuçlar vermiştir. İterasyon açısından aralarında yaklaşık 17 iterasyonluk bir fark olduğu için cA_27' nin daha iyi olduğu söylenebilir. Ayrıca süre açısından da 405 sn' lik farkla cA_27' nin cA_9' a göre iyi olduğu görülmektedir.

Çizelge 4.27, NSR-SA veri setinin hem cA_9 hem de cA_27 veri kümeleri için, deneme yapılan bütün HMH ve M değerlerindeki sınıflama sonuçlarını ortalama olarak ifade etmektedir.

Çizelge 4.27' de görülen sınıflama doğruluk oranları süre olarak kıyaslandığında, bütün parametreler için cA_9 cA_27' ye göre eğitme işlemini daha yavaş olarak tamamlamaktadır. İterasyon sayılarında ise her iki veri kümesi için yaklaşık olarak yakın değerler elde edildiği görülmektedir. Performans açısından değerlendirildiğinde genel olarak test için cA_9 cA_27' ye göre daha iyi sonuçlar vermiştir.

Çizelge 4.27. YBS-YSA sisteminde, NSR-SA veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayısı için antikor M ve HMH değerindeki değişime göre alınan ortalama % sınıflama sonuçları

M			HMH=0.15		HMH=0.09		HMH=0.05		HMH=0.02	
			Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test
10	OMD	cA_9	94.13	94.42	94.93	94.92	95.73	95.41	**95.82**	**95.52**
		cA_27	94.71	93.55	95.33	93.99	95.95	94.16	**96.02**	**94.25**
	YD	cA_9	98.65	99.29	99.27	99.73	99.79	99.92	**99.87**	**100**
		cA_27	98.28	99.64	99.08	100	99.88	99.92	**99.93**	**100**
	OKD	cA_9	96.21	97.62	97.01	98.11	98.04	98.6	**98.22**	**98.75**
		cA_27	96.34	97.45	96.96	97.89	97.23	98.16	**97.34**	**98.29**
	OKKD	cA_9	90.72	91.16	91.34	91.6	91.98	92.04	**92.12**	**92.29**
		cA_27	90.01	90.73	90.81	91.22	91.59	91.88	**91.79**	**91.98**
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	408.02		436.81		528.22		**539.42**	
		cA_27	249.37		344.57		423.37		**434.79**	
	İTERASYON	cA_9	17.5		23.25		29.25		**31**	
		cA_27	13.75		19.5		24.25		**26**	
30	OMD	cA_9	93.73	93.76	94.45	94.45	95.13	94.64	95	94.97
		cA_27	94	93.03	95.08	93.66	95.42	93.88	95.31	93.71
	YD	cA_9	98.1	98.87	98.9	99.32	99.26	99.46	99.29	99.64
		cA_27	97.75	99.08	98.69	99.65	99.28	99.42	99.69	99.6
	OKD	cA_9	95.6	96.82	96.64	97.47	97.58	98.05	97.61	98.37
		cA_27	95.62	97.08	96.59	97.62	96.67	97.49	96.99	97.88
	OKKD	cA_9	90.37	90.77	90.77	90.97	91.46	91.51	91.58	91.58
		cA_27	89.57	90.2	90.2	90.69	91.28	91.48	91.34	91.37
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	460.77		501.09		573.78		629.91	
		cA_27	290.06		383.7		464.24		474.22	
	İTERASYON	cA_9	47.75		47.75		52.25		54.5	
		cA_27	43.5		59.5		63.25		56.25	
50	OMD	cA_9	93.29	93.34	94.11	94.06	94.39	94.35	94.6	94.83
		cA_27	93.9	92.21	94.7	93.15	95.2	93.18	94.88	93.23
	YD	cA_9	97.5	98.53	98.24	99.04	98.8	98.82	99.04	99.13
		cA_27	97.15	98.82	98.26	99.01	98.73	99	99.29	98.86
	OKD	cA_9	95.25	96.24	95.96	96.92	97.12	97.6	97	97.93
		cA_27	94.97	96.83	96.05	97.06	96.3	97.1	96.41	97.47
	OKKD	cA_9	89.96	90.44	90.37	90.66	91.27	91.1	91.05	91.26
		cA_27	88.99	89.67	89.82	90.14	90.82	90.9	90.97	90.74
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	516.95		551.5		646.6		712.11	
		cA_27	329.85		427.99		506.35		510.56	
	İTERASYON	cA_9	84.25		78.25		81.25		95.75	
		cA_27	71.75		93.75		94.5		83.25	
100	OMD	cA_9	92.7	92.72	93.51	93.26	93.65	93.99	94.09	94.36
		cA_27	93.23	92.09	94.08	92.62	94.62	92.9	94.45	92.96
	YD	cA_9	97.04	98.3	97.5	98.59	98.03	98.2	98.61	98.49
		cA_27	96.63	98.03	97.9	98.65	98.15	98.34	98.71	98.28
	OKD	cA_9	94.69	95.92	95.58	96.46	96.67	97.11	96.41	97.72
		cA_27	94.43	96.35	95.6	96.26	95.64	96.75	96.01	96.81
	OKKD	cA_9	89.16	90	89.9	89.99	90.51	90.74	90.71	90.78
		cA_27	88.77	88.87	89.25	89.85	90.52	90.41	90.36	90.17
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	580.37		622.65		716.56		793.63	
		cA_27	369.23		472.47		551.01		556.03	
	İTERASYON	cA_9	106		107.5		122		124	
		cA_27	102.5		130		140.25		128.75	

Çizelge 4.27' deki cA _9 ve cA_27 özellikli NSR-SA veri seti için en iyi sonuçların elde edildiği 0.02 HMH ve 10 M değeri için alınan ayrıntılı uygulama sonuçları Çizelge 4.28' de görülmektedir.

Çizelge 4.28' de eğitme ve test doğruluk oranları her bir fold için ayrı ayrı görülmektedir. Tüm foldlar için en yüksek değerler YD kriterinde elde edilmiştir. Bu tabloda OMD açısından bakıldığında hem eğitim hem test açısından cA_27' de %98.95 eğitim ve %98.07 test sonuçları fold 4 ile elde edilmiştir. Bunun yanında OKD sonuçlarına bakılacak olursa eğitim için en iyi sonuç cA_9' da % 99 ile fold 3' te, test için ise fold 1' de %99.5 olarak bulunmuştur. Son olarak OKKD için ise eğitimde fold 3 %94.36 ile cA_9' da ve testte ise fold 4 cA_27' de %96.94 olarak diğerlerinin arasında ön plana çıkmıştır.

Çizelge 4.28' de cA_9 ve cA_27 veri kümeleri için ortalama sınıflama doğruluk oranları kıyaslanacak olursa, OKD ve OKKD için eğitimde yaklaşık % 0.8 oranında cA_9 daha iyiyken, OMD için %0.2 daha fazla bir oranla cA_27 daha iyi sonuçlar vermiştir. Testte ise bütün kriterler için cA_9 cA_27' ye göre yaklaşık olarak %0.5 bir farkla daha iyi sonuçlar vermiştir. İterasyon sayısı açısından aralarında 5 iterasyonluk bir fark olduğu için cA_27' nin daha iyi olduğu söylenebilir. Ayrıca süre açısından da yaklaşık 95 sn' lik farkla cA_27' nin cA_9' a göre hızlı olduğu görülmektedir.

Çizelge 4.28 . YBS-YSA sisteminde, NSR-SA veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayıları için eğitme ve test işlemlerinin maksimum sonuçları (Eğt.:Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%),Test: Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%))

		FOLD 1		FOLD 2		FOLD 3		FOLD 4		ORTALAMA	
		Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test
OMD	cA_9	94.02	97	97.23	95.56	95.68	95.09	96.35	94.44	95.82	95.52
	cA_27	98.06	97	94.05	93.78	93.02	88.16	98.95	98.07	96.02	94.25
YD	cA_9	99.46	100	100	100	100	100	100	100	99.87	100
	cA_27	100	100	99.87	100	100	100	99.85	100	99.93	100
OKD	cA_9	98.4	99.5	97.45	97.98	99	98.42	98.01	99.1	98.22	98.75
	cA_27	97.36	98.56	97.38	99.44	97.14	96.14	97.46	99	97.34	98.29
OKKD	cA_9	93.11	96.45	90	93	94.36	89	91	90.7	92.12	92.29
	cA_27	90.01	96.58	93	93.33	90.15	81.08	94	96.94	91.79	91.98
EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	660.24		549.56		447.89		500		539.42	
	cA_27	478		301.58		401.56		558		434.79	
İTERASYON	cA_9	36		31		29		28		31	
	cA_27	28		23		19		34		26	

Çizelge 4.29, NSR-VTI veri setinin hem cA_9 hem de cA_27 veri kümeleri için, alınan tüm HMH ve M değerleri için sınıflama sonuçlarını ortalama olarak ifade etmektedir.

Çizelge 4.29. YBS-YSA sisteminde, NSR-VTI veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayısı için antikor M ve HMH değerindeki değişime göre alınan ortalama % sınıflama sonuçları

M			HMH=0.15		HMH=0.09		HMH=0.05		HMH=0.02	
			Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test
10	OMD	cA_9	94.2	95.91	95	96.4	95.59	96.9	**95.7**	**97.1**
		cA_27	95.04	97.64	95.66	98.08	96.27	98.61	**96.4**	**98.7**
	YD	cA_9	96.88	97.95	97.5	98.39	98.18	99.31	**98.3**	**99.7**
		cA_27	97.96	98.76	98.76	99.25	99.35	99.86	**99.5**	**100**
	OKD	cA_9	96.66	98.05	97.46	98.55	98.2	99.01	**98.3**	**99.1**
		cA_27	98.12	98.64	98.74	99.08	99.21	99.68	**99.2**	**99.8**
	OKKD	cA_9	89.12	93.06	89.74	93.5	90.5	94.16	**90.6**	**94.3**
		cA_27	92.18	96.45	92.98	96.95	93.51	97.65	**93.6**	**97.7**
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	1087.12		1115.9		1211.83		**1271.85**	
		cA_27	561.56		638.75		673.17		**685.41**	
	İTERASYON	cA_9	66		71.75		82		**88.5**	
		cA_27	35.75		41.5		46.75		**52**	
30	OMD	cA_9	93.69	95.55	94.51	96.23	95.22	96.6	95.07	96.4
		cA_27	94.45	97.17	95.01	97.55	95.74	98.21	95.92	98.12
	YD	cA_9	96.07	97.39	96.79	97.82	97.88	98.73	98.03	99.22
		cA_27	97.46	98.3	98.16	98.6	98.97	99.55	98.99	99.61
	OKD	cA_9	96.45	97.7	97.04	97.81	97.88	98.36	97.87	98.89
		cA_27	97.72	97.95	98.01	98.28	98.72	98.98	98.79	99.26
	OKKD	cA_9	88.52	92.69	89.35	92.84	90.26	93.74	89.91	93.74
		cA_27	91.69	96.03	92.38	96.45	92.86	96.89	93.08	97.33
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	1153.21		1175.07		1281.36		1319.86	
		cA_27	603.18		681.84		719.56		725.12	
	İTERASYON	cA_9	83		109.75		106.5		113.25	
		cA_27	66.5		83.5		75.5		76.75	
50	OMD	cA_9	93.15	95.09	93.97	95.72	94.46	96.15	94.35	95.86
		cA_27	93.98	96.54	94.59	97	95.28	97.67	95.4	97.64
	YD	cA_9	95.6	97.13	96.23	97.37	97.25	98.43	97.44	98.51
		cA_27	97.07	97.8	97.66	98.07	98.64	98.9	98.74	99.13
	OKD	cA_9	95.84	97.28	96.23	97.22	97.29	97.84	97.31	98.31
		cA_27	97.26	97.2	97.38	97.75	98.12	98.41	98.46	98.68
	OKKD	cA_9	88.04	92.37	89.01	92.34	89.78	93.43	89.58	93.12
		cA_27	91.42	95.61	91.96	96.06	92.11	96.17	92.91	96.78
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	1221.17		1247.87		1341.68		1399.13	
		cA_27	642.96		723.66		756.8		764.82	
	İTERASYON	cA_9	116.25		133		146		144	
		cA_27	95.75		105.75		93.5		109.5	
100	OMD	cA_9	92.73	94.53	93.26	95.06	94.03	95.65	93.8	95.55
		cA_27	93.49	96.28	93.89	96.76	94.95	97.06	95.01	97.36
	YD	cA_9	94.79	96.52	95.53	97.11	96.56	97.61	96.87	97.94
		cA_27	96.53	97.39	97.14	97.48	98.11	98.56	98.1	98.57
	OKD	cA_9	95.28	96.93	95.78	96.77	96.68	97.45	96.74	97.67
		cA_27	96.71	96.28	96.94	97.52	97.89	97.93	97.89	98.02
	OKKD	cA_9	87.81	91.93	88.7	92	89.56	92.81	89.16	92.46
		cA_27	90.76	95.04	91.63	95.49	91.68	95.56	92.48	96.24
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	1285.89		1326.61		1405.59		1486.65	
		cA_27	685.97		765.4		792.41		800.61	
	İTERASYON	cA_9	146.25		165.75		184		165.5	
		cA_27	134.75		131		121.25		143.25	

Çizelge 4.29' da görülen sınıflama doğruluk oranları süre olarak kıyaslandığında, bütün parametreler için cA_9 cA_27' ye göre eğitme işlemini yaklaşık iki katı kadar daha yavaş olarak tamamlamaktadır. Bununla birlikte cA_9 cA_27' ye göre daha çok iterasyonla eğitme işlemini tamamlamıştır. Performans açısından değerlendirildiğinde hem eğitim hem test başarı yüzdeleri cA_27 için daha iyi çıkmıştır.

Çizelge 4.29' daki cA_9 ve cA_27 özellikli NSR-VTI veri seti için en iyi sonuçların elde edildiği 0.02 HMH ve 10 M değerleri için alınan ayrıntılı uygulama sonuçları Çizelge 4.30' da görülmektedir.

Çizelge 4.30 . YBS-YSA sisteminde, NSR-VTI veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayıları için eğitme ve test işlemlerinin maksimum sonuçları (Eğt.:Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%),Test: Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%))

		FOLD 1		FOLD 2		FOLD 3		FOLD 4		ORTALAMA	
		Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test
OMD	cA_9	90.02	98.16	97.02	94.37	99.58	98	96.01	97.74	95.66	97.07
	cA_27	91.23	99.33	97.21	98.88	99.99	99.32	97.16	97.19	96.4	98.68
YD	cA_9	98.14	99.96	98.44	99	98.21	100	98.36	100	98.29	99.74
	cA_27	99	100	100	100	99	100	99.93	100	99.48	100
OKD	cA_9	98.88	98.58	98.01	98.33	97.14	99.78	99.11	99.78	98.29	99.12
	cA_27	98.95	99.31	99.99	100	98.74	100	99.22	99.83	99.23	99.79
OKKD	cA_9	90	97.21	90	89.01	90.13	98.14	92.21	93	90.59	94.34
	cA_27	93.32	98.85	94.43	97.77	92.11	99.14	94.44	95.07	93.58	97.71
EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	1201.58		1987.65		1350.15		548.03		1271.85	
	cA_27	647.99		403.15		1580.16		110.35		685.41	
İTERASYON	cA_9	85		141		93		35		88.5	
	cA_27	41		44		92		31		52	

Çizelge 4.30' da eğitme ve test doğruluk oranları her bir fold için ayrı ayrı görülmektedir. Tüm foldlar için en yüksek değerler YD kriterinde elde edilmiştir. Bu tabloya OMD açısından bakıldığında eğitim ve test açısından yüksek doğruluk oranları sırasıyla cA_27' de %99.99 sonucu fold 3 ile, %99.33 test sonuçları fold 1 ile elde edilmiştir. Bunun yanında OKD sonuçlarına bakılacak olursa eğitim ve test için en iyi sonuçlar cA_27' de %99.99 ve %100 ile fold 2' de bulunmuştur. Son olarak OKKD kriterinde ise eğitim için cA_27' de fold 4 %94.44 ile ve testte ise fold 3 %99.14 sonuçlarıyla diğerlerinin arasında ön plana çıkmıştır. Ayrıca fold 1' de hem cA_9 hem de cA_27 veri seti için eğitmede en düşük OMD ve OKKD değerleri gözlenmiştir. Test işlemine baktığımızda en düşük değerler cA_9 veri seti için fold 2' de %89.01 ve fold 4' te ise %93 ile OKKD' de gözlenmiştir.

Çizelge 4.30' da cA_9 ve cA_27 veri kümeleri için ortalama sınıflama doğruluk oranları kıyaslanacak olursa, tüm kriterlerde eğitim ve test için yaklaşık %1-3 oranları aralığında cA_27 daha iyi sonuçlar vermiştir. İterasyon sayısı açısından aralarında 36 iterasyonluk bir fark olduğu için cA_27' nin daha iyi olduğu söylenebilir. Ayrıca süre açısından da yaklaşık 590 sn' lik farkla cA_27' nin cA_9' a göre hızlı olduğu görülmektedir.

Çizelge 4.31, NSR-VTK veri setinin hem cA_9 hem de cA_27 veri kümeleri için, alınan bütün HMH ve M değerleri için sınıflama sonuçlarını ortalama olarak ifade etmektedir.

Çizelge 4.31. YBS-YSA sisteminde, NSR-VTK veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayısı için antikor M ve HMH değerindeki değişime göre alınan ortalama % sınıflama sonuçları

M			HMH=0.15		HMH=0.09		HMH=0.05		HMH=0.02	
			Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test
10	OMD	cA_9	90.62	92.67	91.42	93.17	92.22	93.66	**92.3**	**93.8**
		cA_27	92.84	94.29	93.46	94.73	94.08	95.17	**94.2**	**95.3**
	YD	cA_9	96.94	98.15	97.56	98.59	98.18	99.03	**98.4**	**99.2**
		cA_27	97.71	98.95	98.51	99.44	99.31	99.93	**99.5**	**100**
	OKD	cA_9	96.27	97.12	97.07	97.61	97.87	98.11	**98.2**	**98.3**
		cA_27	97.26	98.47	97.88	98.91	98.5	99.35	**98.8**	**99.5**
	OKKD	cA_9	88.62	91.93	89.24	92.37	89.86	92.81	**91.3**	**93**
		cA_27	91.5	93.97	92.3	94.46	93.1	94.95	**93.3**	**95.1**
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	665.6		694.39		723.17		**741.57**	
		cA_27	564.3		659.49		736.68		**755.97**	
	İTERASYON	cA_9	21.5		27.25		33		**35.75**	
		cA_27	23.5		29.25		35		**37.75**	
30	OMD	cA_9	89.89	92.1	91.18	92.7	91.68	93.31	91.65	93.11
		cA_27	92.07	93.9	92.81	94.17	93.6	94.76	93.82	94.79
	YD	cA_9	96.3	97.5	97.16	98	97.48	98.3	97.95	98.46
		cA_27	97.13	98.22	97.97	98.94	98.92	99.45	99.01	99.7
	OKD	cA_9	95.9	96.39	96.46	97.07	97.37	97.55	97.75	97.96
		cA_27	96.72	97.75	97.46	98.24	97.83	98.69	98.42	98.86
	OKKD	cA_9	88.34	91.43	88.59	91.69	89.65	92.64	91	92.38
		cA_27	91.06	93.39	91.59	94.03	92.54	94.56	92.83	94.55
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	720.91		753.77		795.85		819.45	
		cA_27	606.73		701.77		776.14		799.06	
	İTERASYON	cA_9	52.5		54.25		63.5		69.5	
		cA_27	64		65.75		63.5		59	
50	OMD	cA_9	89.62	91.84	90.68	92.31	91.32	92.81	91.09	92.66
		cA_27	91.75	93.23	92.2	93.74	93.19	94.16	93.49	94.39
	YD	cA_9	95.85	96.97	96.73	97.43	97.19	97.91	97.4	97.8
		cA_27	96.77	97.65	97.1	98.51	98.73	99.06	98.7	99.16
	OKD	cA_9	95.34	95.81	96.09	96.73	96.98	96.96	97.24	97.54
		cA_27	96.38	97.2	96.96	97.77	97.24	97.92	97.79	98.37
	OKKD	cA_9	87.97	90.84	87.81	91.11	89.18	92.06	90.64	91.89
		cA_27	90.4	92.8	91.23	93.78	91.72	94.16	92.23	93.9
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	790.78		835.93		856.82		889.19	
		cA_27	647.71		737.64		817.52		836.61	
	İTERASYON	cA_9	91		86		97		94	
		cA_27	89.25		97		97.5		89.75	
100	OMD	cA_9	89.02	91.42	90.06	91.97	90.86	92.27	90.59	92.31
		cA_27	91.24	92.62	91.58	93.34	92.63	93.73	93.02	93.8
	YD	cA_9	95.3	96.58	95.86	97.09	96.67	97.37	96.8	97.29
		cA_27	96.38	97.06	96.51	97.99	98.26	98.71	98.25	98.63
	OKD	cA_9	94.74	95.28	95.41	96.33	96.52	96.64	96.61	97
		cA_27	95.78	96.65	96.49	97.16	96.74	97.36	97.28	97.73
	OKKD	cA_9	87.49	90.43	87.36	90.5	88.72	91.48	90.12	91.56
		cA_27	89.63	92.59	90.66	93.33	91.42	93.64	91.58	93.52
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	856.96		894.12		923.21		968.49	
		cA_27	685.98		781.65		853.26		881.42	
	İTERASYON	cA_9	121		113.25		127.75		122.5	
		cA_27	123.75		138.25		126.25		131.25	

Çizelge 4.31' de görülen sınıflama doğruluk oranları süre olarak kıyaslandığında, bütün parametreler için genellikle cA_9 cA_27' ye göre eğitme işleminde daha yavaş olmasına rağmen cA_27 cA_9' a göre daha çok iterasyonla eğitme işlemini tamamlamıştır. Performans açısından cA_27 ve cA_9 kendi aralarında her bir başarı hesaplama tekniğinden elde edilen sonuçlara göre kıyaslandığında hem eğitim hem test başarı yüzdelerinde cA_27' nin daha iyi sonuçlara sahip olduğu gözlenmiştir.

Çizelge 4.31' deki cA_9 ve cA_27 özellikli NSR-VTK veri seti için en iyi sonuçların elde edildiği 0.02 HMH ve 10 M değerleri için alınan ayrıntılı uygulama sonuçları Çizelge 4.32' de görülmektedir.

Çizelge 4.32 . YBS-YSA sisteminde, NSR-VTK veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayıları için eğitme ve test işlemlerinin maksimum sonuçları (Eğt.:Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%),Test: Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%))

		FOLD 1		**FOLD 2**		**FOLD 3**		**FOLD 4**		**ORTALAMA**	
		Eğt.	**Test**	**Eğt.**	**Test**	**Eğt.**	**Test**	**Eğt.**	**Test**	**Eğt.**	**Test**
OMD	**cA_9**	92.14	93.77	91.65	93.32	92.12	94.1	93.36	94	92.32	93.8
	cA_27	93	95	93.11	94.02	95.09	96	95.44	96.14	94.16	95.29
YD	**cA_9**	99	99.94	98.23	98.11	98.1	99.73	98.15	98.99	98.37	99.19
	cA_27	99.98	100	100	100	99	100	98.93	99.99	99.48	100
OKD	**cA_9**	98.77	98.99	97.11	96.23	98	98.99	99	99	98.22	98.3
	cA_27	99	99.99	98.99	99.98	98	99	98.99	99	98.75	99.49
OKKD	**cA_9**	93.19	94.11	89.99	91.44	89	93.11	93	93.13	91.3	92.95
	cA_27	94.76	95.46	93.01	94.44	91.13	94.66	94.33	95.99	93.31	95.14
EĞİTİM SÜRESİ (sn)	**cA_9**	958.15		557.77		991.11		459.23		741.57	
	cA_27	753.12		998.354		676.11		596.28		755.97	
İTERASYON	**cA_9**	36		30		39		38		35.75	
	cA_27	33		41		34		43		37.75	

Çizelge 4.32' de eğitme ve test doğruluk oranları her bir fold için ayrı ayrı görülmektedir. OKD kriterinde fold 4' ün cA_9 veri kümesi için hem eğitim hem test, cA_27 veri kümesi için ise sadece eğitim işleminde en yüksek değerler elde edilmişken bunların dışındakilerin tamamında YD' de maksimum değerlere ulaşılmıştır. Bu tabloya OMD açısından bakıldığında hem eğitim hem de test açısından yüksek doğruluk oranları cA_27' de %95.44 ve %96.14 sonuçları fold 4' te elde edilmiştir. Son olarak OKKD kriterinde hem eğitim hem de test işleminde sırasıyla %94.76 ile fold 1' de, %95.99 ile fold 4' te elde edilmiştir. Ayrıca fold 2' de ve fold 3' te hem cA_9 hem de cA_27 veri kümeleri için eğitmede en düşük OKKD değerleri gözlenmişken testte ise en düşük değerler fold 2' de cA_9 veri seti için %91.44 ile yine OKKD' de gözlenmiştir.

Çizelge 4.32' de cA_9 ve cA_27 veri kümeleri için ortalama sınıflama doğruluk oranları kıyaslanacak olursa, tüm kriterlerde eğitim ve test için yaklaşık %0.5-2.5 oranları aralığında cA_27 daha iyi sonuçlar vermiştir. İterasyon sayısı açısından aralarında 2 iterasyonluk bir fark olduğu için cA_9' un daha iyi olduğu söylenebilir. Ayrıca süre açısından da yaklaşık 14 sn' lik farkla cA_9' un cA_27' ye göre hızlı olduğu görülmektedir.

Çizelge 4.33, NSR-AF veri setinin hem cA_9 hem de cA_27 veri kümeleri için, alınan tüm HMH ve M değerleri için sınıflama sonuçlarını ortalama olarak ifade etmektedir.

Çizelge 4.33. YBS-YSA sisteminde, NSR-AF veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayısı için antikor M ve HMH değerindeki değişime göre alınan ortalama % sınıflama sonuçları

M			HMH=0.15		HMH=0.09		HMH=0.05		HMH=0.02	
			Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test
10	OMD	cA_9	93.49	94.95	94.29	95.44	94.97	95.63	**95.1**	**95.9**
		cA_27	94.73	96.08	95.35	96.52	96	96.49	**96.2**	**96.6**
	YD	cA_9	96.73	97.95	97.35	98.39	97.93	98.48	**98**	**98.6**
		cA_27	97.88	99.22	98.68	99.71	99.37	99.9	**99.5**	**100**
	OKD	cA_9	96.45	97.38	97.25	97.87	97.85	98.04	**98.1**	**98.2**
		cA_27	98.07	99.17	98.69	99.61	99.43	99.6	**99.5**	**100**
	OKKD	cA_9	92.37	94.03	92.99	94.47	93.57	94.55	**93.8**	**94.9**
		cA_27	94.63	95.3	95.43	95.79	96.03	95.96	**96.2**	**96.3**
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	554.12		639.55		668.34		**689.95**	
		cA_27	527.19		673.45		693.98		**727.62**	
	İTERASYON	cA_9	28		38.75		42.75		**43.5**	
		cA_27	18.75		31.5		33.5		**40.75**	
30	OMD	cA_9	93.12	94.5	93.93	95	94.25	95	94.5	95.49
		cA_27	94.05	95.56	94.94	95.96	95.37	96.01	95.51	96.27
	YD	cA_9	96.26	97.41	96.76	97.95	97.4	97.87	97.6	98
		cA_27	97.59	98.85	98.31	99.23	98.64	99.47	99.37	99.67
	OKD	cA_9	96.1	96.65	96.92	97.46	97.42	97.84	97.72	97.8
		cA_27	97.48	98.92	97.98	99.01	98.84	99.19	99.03	99.52
	OKKD	cA_9	91.88	93.52	92.47	94.15	92.92	93.98	93.11	94.36
		cA_27	94.12	94.94	94.85	95.3	95.39	95.34	95.64	95.7
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	617.95		701.93		747.11		758.56	
		cA_27	569.11		717.96		735.99		771.59	
	İTERASYON	cA_9	71		64.75		70		66	
		cA_27	46.5		59		64.5		70.75	
50	OMD	cA_9	92.82	94.11	93.47	94.44	93.8	94.36	94.18	95.06
		cA_27	93.3	95.12	94.29	95.62	95.14	95.88	95.1	95.85
	YD	cA_9	95.77	97.07	96.32	97.45	96.86	97.44	96.95	97.53
		cA_27	97.29	98.33	97.87	98.89	97.87	98.68	98.73	98.99
	OKD	cA_9	95.71	96.2	96.36	96.97	96.99	97.25	97.27	97.2
		cA_27	96.77	98.29	97.41	98.58	98.35	98.5	98.61	98.73
	OKKD	cA_9	91.41	93.23	91.93	93.8	92.26	93.62	92.59	93.8
		cA_27	93.56	94.46	94.35	94.77	94.65	95.1	95.2	95.24
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	674.91		780.42		802.64		825.18	
		cA_27	610.07		763.04		780.21		810.16	
	İTERASYON	cA_9	104.75		91.75		103.5		103.5	
		cA_27	74.25		87.25		88.75		100	
100	OMD	cA_9	92.21	93.36	92.89	93.88	93.14	94.16	93.79	94.12
		cA_27	92.94	94.72	93.75	95.13	94.33	95.27	94.59	95.25
	YD	cA_9	95.49	96.53	95.73	97.02	96.51	96.71	96.47	97.14
		cA_27	96.49	97.75	97.39	98.7	97.12	98.43	98.17	98.35
	OKD	cA_9	95.22	95.77	95.79	96.33	96.5	96.77	96.54	96.9
		cA_27	96.36	97.97	96.88	98.05	97.8	97.96	98.11	98.11
	OKKD	cA_9	91.02	92.54	91.48	92.99	91.97	93.14	92.19	93.13
		cA_27	93.17	94.02	93.96	94.47	94.21	94.48	94.81	94.77
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	741.15		838.85		872.24		894.46	
		cA_27	651.51		800.42		817.41		850.41	
	İTERASYON	cA_9	129		122.5		139		132.75	
		cA_27	98.75		114.5		126.5		129	

Çizelge 4.33' te görülen sınıflama doğruluk oranları süre ve iterasyon açısından kıyaslandığında, bütün parametreler için genel itibariyle cA_9 hem daha fazla sürede hem de daha çok sayıda iterasyonla eğitme işlemini tamamlamıştır. Performans açısından cA_27 ve cA_9 kendi aralarında her bir başarı hesaplama tekniğinden elde edilen sonuçlara göre kıyaslandığında hem eğitim hem test başarı yüzdelerinde cA_27' nin daha iyi sonuçlara sahip olduğu gözlenmiştir.

Çizelge 4.33' teki cA_9 ve cA_27 özellikli NSR-AF veri seti için en iyi sonuçların elde edildiği 0.02 HMH ve 10 M değerleri için alınan ayrıntılı uygulama sonuçları Çizelge 4.34' te görülmektedir.

Çizelge 4.34 . YBS-YSA sisteminde, NSR-AF veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayıları için eğitme ve test işlemlerinin maksimum sonuçları (Eğt.:Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%), Test: Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%))

		FOLD 1		**FOLD 2**		**FOLD 3**		**FOLD 4**		**ORTALAMA**	
		Eğt.	**Test**	**Eğt.**	**Test**	**Eğt.**	**Test**	**Eğt.**	**Test**	**Eğt.**	**Test**
OMD	**cA_9**	96.41	96.11	93.12	96.85	98.78	95.76	92.17	94.66	95.12	95.85
	cA_27	97.77	97.33	96	97.11	96.5	96.5	94.5	95.46	96.19	96.6
YD	**cA_9**	98.32	98.64	96.65	98.33	100	100	97.19	97.5	98.04	98.62
	cA_27	99.09	100	98.92	100	100	100	100	100	99.5	100
OKD	**cA_9**	98	98	97.11	97.5	99	99.11	98.21	98.19	98.08	98.2
	cA_27	98.9	99.99	99.11	100	100	100	100	99.99	99.5	100
OKKD	**cA_9**	94.41	94.44	93.88	95.52	93.34	94.99	93.41	94.46	93.76	94.85
	cA_27	97.43	97	95.68	96.99	96.09	95.6	95.49	95.44	96.17	96.26
EĞİTİM SÜRESİ (sn)	**cA_9**	548.33		1000.14		664.33		547		689.95	
	cA_27	887		875.14		547.19		601.13		727.62	
İTERASYON	**cA_9**	44		50		43		37		43.5	
	cA_27	45		39		38		41		40.75	

Çizelge 4.34' te eğitme ve test doğruluk oranları her bir fold için ayrı ayrı görülmektedir. Bu tabloya OMD açısından bakıldığında en iyi başarı yüzdeleri eğitim için cA_9' da %98.78 ile fold 3' te ve test için cA_27' de %97.33 ile fold 1' de elde edilmiştir. YD açısından bakıldığında ise hem eğitim hem test işlemlerinde cA_9 ve cA_27 veri kümeleri için fold 3' te %100 değeri gözlenmiştir. Bununla birlikte OKD kriteri için en iyi sonuçlara eğitim ve test işlemlerinin her ikisi için de %100 olarak fold 3' te cA_27 veri kümesiyle ulaşılmıştır. Son olarak OKKD kriterinde cA_27 veri kümesi için hem eğitim hem de test işleminde sırasıyla %97.43 ve %97 ile en yüksek oranlar fold 1' de gözlenmiştir. Bunların dışında fold 4' te cA_9 veri kümesi için %92.17 ile eğitmede en düşük OMD değeri gözlenmişken, testte ise en düşük değerler fold 1' de cA_9 veri kümesi için %94.44 ile OKKD' de gözlenmiştir.

Çizelge 4.34' te cA_9 ve cA_27 veri kümeleri için ortalama sınıflama doğruluk oranları kıyaslanacak olursa, tüm kriterlerde eğitim ve test için yaklaşık %0.75-2.5 oranları aralığında cA_27 daha iyi sonuçlar vermiştir. İterasyon sayısı açısından aralarında 2 iterasyonluk bir fark olduğu için cA_9' un daha iyi olduğu söylenebilir. Ayrıca ortalama süre açısından da yaklaşık 38 sn' lik farkla cA_9' un cA_27' ye göre hızlı olduğu görülmesine rağmen en yavaş eğitme süresi cA_9 için fold 2' de 1000.14 sn olarak kaydedilmiştir.

Çizelge 4.35' te YBS-YSA sistemi için bütün veri setlerinde elde edilen eğitim toplu sonuçları görülmektedir. OMD için cA_9 veri kümesinde NSR-APC diğerlerine göre yüksek çıkmışken cA_27' de NSR-VTI daha iyi çıkmıştır. YD için ise sadece NSR-APC veri seti için her iki veri kümesinde de ortalama olarak %100 sınıflama doğruluğu elde edilmiştir. Bununla birlikte OKD için tabloya bakılacak olursa NSR-APC' nin cA_9' da ve NSR-AF' nin ise cA_27' de en yüksek değerleri verdiği gözlenmiştir. Son olarak OKKD kriterine göre veri setlerini değerlendirdiğimizde NSR-AF verisetinde her iki veri kümesinde de en yüksek başarıya ulaşıldığı aşikardır. Bununla birlikte iterasyon ve süre açısından bakıldığında ortalama 88.5-52 iterasyon değerleriyle ve 1271.85-685.41 sn' lik eğitme süresiyle NSR-VTI veri seti diğerlerine göre daha kötü durumdadır. İterasyon ve süre açısından en iyi durumda olan veri setine baktığımızda ise NSR-SA ön plana çıkmaktadır.

Çizelge 4.35 . YBS-YSA sisteminde bütün veri setleri için elde edilen eğitim toplu sonuçları

		EĞİTİM				
		NSR-APC	**NSR-SA**	**NSR-VTI**	**NSR-VTK**	**NSR-AF**
OMD	**cA_9**	97.19	95.82	95.7	92.3	95.1
	cA_27	94.65	96.02	96.4	94.2	96.2
YD	**cA_9**	100	99.87	98.3	98.4	98
	cA_27	100	99.93	99.5	99.5	99.5
OKD	**cA_9**	98.56	98.22	98.3	98.2	98.1
	cA_27	98.82	97.34	99.2	98.8	99.5
OKKD	**cA_9**	93.41	92.12	90.6	91.3	93.8
	cA_27	93.73	91.79	93.6	93.3	96.2
SÜRE	**cA_9**	887.72	539.42	1271.85	741.57	689.95
	cA_27	482.55	434.79	685.41	755.97	727.62
İTERASYON	**cA_9**	43.5	31	88.5	35.75	43.5
	cA_27	26	26	52	37.75	40.75
HMH	**cA_9**	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02
	cA_27					
M	**cA_9**	10	10	10	10	10
	cA_27					

Çizelge 4.36' da YBS-YSA sistemi için bütün veri setlerinde elde edilen test toplu sonuçları görülmektedir. Bu çizelgede YD için cA_27' de tüm veri setlerinde ortalama olarak %100 sınıflama doğruluğu elde edilmişken cA_9' da sadece NSR-APC ve NSR-SA veri setlerinde %100 başarıya ulaşılmıştır. OMD için bakıldığında en yüksek değerlerin alındığı veri setleri cA_9' da %97.29 ile NSR-APC, cA_27' de ise %98.7 ile NSR-VTI olmuştur. OKD için NSR-AF veri setinde en yüksek başarıya cA_27' de %100 ile ulaşılmışken, OKKD için ise NSR-VTI veri setinde aynı veri kümesi için %97.7 başarı yüzdesi elde edilmiştir.

Çizelge 4.36 . YBS-YSA sisteminde bütün veri setleri için elde edilen test toplu sonuçları

		TEST				
		NSR-APC	**NSR-SA**	**NSR-VTI**	**NSR-VTK**	**NSR-AF**
OMD	**cA_9**	97.29	95.52	97.1	93.8	95.9
	cA_27	95.79	94.25	98.7	95.3	96.6
YD	**cA_9**	100	100	99.7	99.2	98.6
	cA_27	100	100	100	100	100
OKD	**cA_9**	98.87	98.75	99.1	98.3	98.2
	cA_27	99	98.29	99.8	99.5	100
OKKD	**cA_9**	93.4	92.29	94.3	93	94.9
	cA_27	93.35	91.98	97.7	95.1	96.3

4.4. PSO-YSA Sisteminin Araştırma Sonuçları

Bu sistemin YSA kısmı oluşturulurken giriş katmanındaki nöron sayısı sistem girişine verilen dataların özellik sayısı kadar olmakta ve bu durum otomatik olarak algılanmaktadır. Gizli ve çıkış katmanındaki nöronların aktivasyon fonksiyonları logaritmik sigmoid olarak alınmıştır. Çıkış katmanındaki nöron sayısı ise 1 olarak alınmış ve böylelikle çıkış değerinin 1 ve 0 arasında olması sağlanmıştır. Uygulama aşamasında kullanılan PSO-YSA sistemindeki PSO kısmı oluşturulurken temel parametreler olarak parçacık sayısı ve gizli katman nöron sayısı değişken olarak sisteme dahil edilmiştir. Parçacık sayısı (PS) olarak 10, 30, 50 ve 100; ara katman nöron sayısı (AKNS) olarak da 3, 4, 5 ve 6 değerleri esas alınarak sistem ayrı ayrı çalıştırılmış ve tüm foldlar için optimum sonucu veren değerler esas alınarak eğitim-test işlemleri gerçekleştirilmiştir. Böylelikle kullanılan YSA sisteminin ağ yapısı 27 özellikli veri setleri için giriş katmanındaki nöron sayısı 27 ve çıkış katmanındaki nöron sayısı ise 1 seçilerek 27:AKNS:1 şeklinde oluşturulmuştur. 9 özellikli veri setleri için ise ağ yapısı, giriş katmanındaki nöron sayısı 9 ve çıkış katmanındaki nöron sayısı ise 1 seçilerek

9:AKNS:1 şeklinde oluşturulmuştur. Sonuç olarak yapılan çalışmalar, en yüksek sınıflama doğruluğu sonucunu veren PS değerinin genel itibariyle 50 ve AKNS sayısının ise 3 olduğunu göstermiştir. Çizelgelerdeki ortalama sonuçlar için her veri seti 4 folda ayrılmış ve her fold için elde edilen eğitim ve test doğruluk oranları, her bir hesaplama tekniği kendi içerisinde toplanıp 4' e bölünmesi suretiyle ortalama eğitim ve test sınıflama doğruluk oranları elde edilmiştir.

PSO sistemini ilgilendiren diğer parametreler de şu şekildedir:

Hedef hata = 0.01;

İterasyon = 200;

Vmin = -1;

Vmax = 1;

Eylemsizlik katsayısı (w) = 0.9;

Öğrenme oranı (c1) = 2;

Öğrenme oranı (c2) = 2.

PSO-YSA için çalışmada kullanılan tüm veri setlerinin cA_9 ve cA_27 veri kümelerinde en iyi sınıflama doğruluklarının alındığı parçacık sayıları (PS) ve ara katman nöron sayıları (AKNS) sırasıyla 50 ve 3 olmuştur.

Çizelge 4.37, NSR-APC veri setinin hem cA_9 hem de cA_27 özellik sayısı için, alınan tüm PS ve AKNS değerlerinde sınıflama sonuçlarını ortalama olarak ifade etmektedir.

Çizelge 4.37' de görülen sınıflama doğruluk oranları iterasyon sayısı ve süre olarak kıyaslandığında, bütün parametreler için her iki veri kümesinde alınan sonuçların yaklaşık olarak iterasyon sayılarının birbirine yakın olarak elde edildiği görülmüş olup eğitim süreleri açısından cA_27' nin daha yavaş olduğu gözlenmiştir. Performans açısından değerlendirildiğinde ise bütün AKNS ve PS değerleri için OMD kriterinde cA_27' nin cA_9' a göre eğitim ve test başarı yüzdeleri yaklaşık olarak %1.2-3.6 arasındaki oranlar kadar daha yüksektir. Ancak OMD dışındaki diğer tüm kriterler için bu durum tam tersi olup cA_9 diğerine göre değişken oranlarda daha yüksektir.

Çizelge 4.37. PSO-YSA sisteminde, NSR-APC veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayısı için PS ve AKNS değerindeki değişime göre alınan ortalama % sınıflama sonuçları

AKNS			PS=10		PS=30		PS=50		PS=100	
			Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test
3	OMD	cA_9	76.20	82.01	81.88	87.88	**87.20**	**93.19**	85.04	91.49
		cA_27	79.72	85.03	85.31	90.45	**90.69**	**94.63**	88.25	92.78
	YD	cA_9	86.09	89.92	92.41	94.60	**98.13**	**100**	95.88	98.01
		cA_27	83.89	87.47	90.30	93.59	**95.83**	**100**	93.57	98.03
	OKD	cA_9	84.74	88.59	89.85	94.39	**95.06**	**98.93**	92.94	97.18
		cA_27	82.76	88.39	89.51	94.23	**95.67**	**99.22**	93.51	97.13
	OKKD	cA_9	68.37	78.97	74.51	84.97	**80.73**	**91.26**	78.63	89.24
		cA_27	68.70	80.60	73.24	85.98	**79.72**	**91.51**	77.41	89.74
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	8.07		11.43		**17.7**		25.67	
		cA_27	9.46		12.45		**18.78**		27.48	
	İTERASYON	cA_9	6.75		10.5		**12.75**		21.75	
		cA_27	6.5		9.25		**13**		20.75	
4	OMD	cA_9	74.43	80.22	80.62	86.65	85.77	91.70	83.80	90.05
		cA_27	78.29	83.66	83.60	88.82	89.25	93.08	86.76	91.16
	YD	cA_9	84.40	88.17	90.66	93.18	96.48	98.46	94.56	96.67
		cA_27	82.22	86.15	88.43	92.15	94.37	98.47	91.86	96.59
	OKD	cA_9	82.97	86.95	88.56	93.02	93.39	97.51	91.49	95.85
		cA_27	81.56	86.76	88.14	92.69	94.10	97.61	91.99	95.82
	OKKD	cA_9	66.63	77.47	72.93	83.37	79.32	89.94	77.08	87.54
		cA_27	67.06	78.96	71.66	84.47	78.12	90.22	75.85	88.34
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	11.76		15.58		21.76		29.84	
		cA_27	13.66		16.57		23.57		32.64	
	İTERASYON	cA_9	14.75		18		20.75		29	
		cA_27	15		16.5		21		27	
5	OMD	cA_9	72.91	78.73	78.92	85.15	84.37	90.35	82.21	88.54
		cA_27	76.60	81.84	82.09	87.60	87.80	91.64	85.24	89.62
	YD	cA_9	82.81	86.58	89.14	91.63	95.02	96.85	93.40	95.39
		cA_27	80.91	84.68	86.73	90.69	93.06	96.92	90.46	95.23
	OKD	cA_9	81.84	85.37	86.78	91.66	91.81	95.96	89.87	94.67
		cA_27	80.01	85.33	86.29	91.33	92.46	96.02	90.26	94.20
	OKKD	cA_9	65.11	75.80	71.61	81.74	77.65	88.41	75.57	86.04
		cA_27	65.65	77.47	69.87	83.02	76.56	88.66	74.35	86.76
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	16.08		20.16		26.47		34.81	
		cA_27	18.05		21.58		28.3		37.1	
	İTERASYON	cA_9	22		25.5		27		36.25	
		cA_27	22.5		24.25		28.5		34.5	
6	OMD	cA_9	73.45	79.14	79.44	85.77	84.73	90.93	82.73	89.05
		cA_27	76.96	82.32	82.51	87.97	88.22	92.45	85.82	90.11
	YD	cA_9	83.13	87.14	89.42	91.95	95.53	97.39	93.99	95.68
		cA_27	81.58	85.01	87.07	91.15	93.55	97.33	91.06	95.39
	OKD	cA_9	82.43	85.66	87.37	92.07	92.07	96.59	90.47	95.14
		cA_27	80.58	85.61	86.86	91.78	92.88	96.54	90.66	94.72
	OKKD	cA_9	65.38	76.28	72.02	82.15	78.15	88.90	75.90	86.56
		cA_27	66.17	78.00	70.31	83.44	77.12	89.31	75.02	87.26
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	20.72		24.65		31.3		39.66	
		cA_27	22.34		26.36		32.96		41.49	
	İTERASYON	cA_9	30.75		33.5		34.25		43.75	
		cA_27	31		33.25		35.75		42	

Çizelge 4.37' deki cA _9 ve cA_27 özellikli NSR-APC veri seti için en iyi sonuçların elde edildiği 3 AKNS ve 50 PS değeri için alınan ayrıntılı uygulama sonuçları Çizelge 4.38' de görülmektedir.

Çizelge 4.38' de eğitme ve test doğruluk oranları her bir fold için ayrı ayrı görülmektedir. Bu tabloya OMD açısından bakıldığında en iyi değerler fold 4' te eğitim için cA_27' de %97.42 iken test için ise %99.99 ile cA_9' da elde edilmiştir. OKD sonuçlarına bakılacak olursa eğitim için en iyi sonuç cA_27' de %97.59 ile fold 1' de ve test için cA_9' da %100 ile fold 4' te çıkmıştır. OKKD için ise eğitimde fold 1, testte ise fold 4 yüksek başarı oranlarıyla diğerleri arasında kendini göstermektedir. Son olarak YD kriterini değerlendirdiğimizde fold 1 ve fold 3' te hem eğitim hem de test için %100, fold 2 ve fold 4'te ise sadece testte %100 değerleri elde edilmiştir. Bunlara ek olarak fold 2' de cA_27 veri kümesi için eğitmede en düşük OKKD değeri gözlenmişken testte ise cA_9 veri kümesinde en düşük değer kaydedilmiştir.

Çizelge 4.38' de cA_9 ve cA_27 veri kümeleri için ortalama sınıflama doğruluk oranları kıyaslanacak olursa, en yüksek eğitim ve test başarı yüzdeleri YD kriterinde elde edilmiştir. Ortalama iterasyon sayıları yaklaşık olarak aynı çıkmasına rağmen cA_27' nin cA_9' a göre 1 sn kadar daha yavaş olduğu görülmüştür.

Çizelge 4.38 . PSO-YSA sisteminde, NSR-APC veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayıları için eğitme ve test işlemlerinin maksimum sonuçları (Eğt.:Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%),Test: Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%))

		FOLD 1		**FOLD 2**		**FOLD 3**		**FOLD 4**		**ORTALAMA**	
		Eğt.	**Test**	**Eğt.**	**Test**	**Eğt.**	**Test**	**Eğt.**	**Test**	**Eğt.**	**Test**
OMD	**cA_9**	88.78	93.89	95.17	89.41	80.34	89.46	84.5	99.99	87.20	93.19
	cA_27	92.24	96.29	80.38	89.55	92.7	95.24	97.42	97.43	90.69	94.63
YD	**cA_9**	100	100	95	100	100	100	97.5	100	98.13	100
	cA_27	97.5	100	95.83	100	92.5	100	97.5	100	95.83	100
OKD	**cA_9**	96.66	99.33	95.49	98.22	92.08	98.17	96.02	100	95.06	98.93
	cA_27	97.59	99.48	93.71	98.41	93.87	99.38	97.5	99.6	95.67	99.22
OKKD	**cA_9**	87.19	91.87	78.77	86.67	76.87	86.49	80.07	99.99	80.73	91.26
	cA_27	84.5	92.79	74.92	87.42	75.24	92.16	84.22	93.68	79.72	91.51
EĞİTİM SÜRESİ (sn)	**cA_9**	16.51		19.51		22.39		12.38		17.7	
	cA_27	20.08		17.19		18.93		18.9		18.78	
İTERASYON	**cA_9**	12		14		15		10		12.75	
	cA_27	14		12		13		13		13	

Çizelge 4.39, NSR-SA veri setinin hem cA_9 hem de cA_27 özellik sayısı için, alınan tüm PS ve AKNS değerlerinde sınıflama sonuçlarını ortalama olarak ifade etmektedir.

Çizelge 4.39' da görülen sınıflama doğruluk oranları iterasyon sayısı ve süre olarak kıyaslandığında, bütün parametreler için cA_9' un eğitim süresi ve iterasyon sayısı cA_27' nin neredeyse iki katı olduğu için bu veri kümesi cA_27' ye göre oldukça yavaş kalmıştır. Performans açısından değerlendirildiğinde ise bütün AKNS ve PS değerleri için OMD kriterinde cA_27 ile cA_9 için eğitim ve test başarı yüzdeleri yaklaşık olarak aynı çıkmış fakat YD ve OKD için cA_27 cA_9' a göre %0.1-2 arasındaki oranlar kadar daha yüksektir. OKKD için değişken bir durum söz konusu olmakla birlikte genel olarak cA_9' un cA_27' ye göre daha iyi performansa sahip olduğu görülmektedir.

Çizelge 4.39. PSO-YSA sisteminde, NSR-SA veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayısı için PS ve AKNS değerindeki değişime göre alınan ortalama % sınıflama sonuçları

AKNS			PS=10		PS=30		PS=50		PS=100	
			Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test
3	OMD	cA_9	81.54	84.51	86.80	90.41	**92.07**	**95.67**	89.58	93.75
		cA_27	81.56	83.15	86.94	89.72	**92.36**	**95.16**	89.94	93.36
	YD	cA_9	86.31	86.40	92.61	91.86	**98.14**	**98.13**	96.08	96.18
		cA_27	88.20	88.02	92.73	93.44	**98.75**	**98.75**	96.47	96.85
	OKD	cA_9	84.93	86.26	90.97	91.98	**97.04**	**98.09**	94.77	96.36
		cA_27	86.76	86.46	90.85	92.27	**96.80**	**98.47**	94.42	96.67
	OKKD	cA_9	73.97	82.42	79.80	88.44	**84.37**	**93.54**	81.94	91.58
		cA_27	73.35	78.83	79.06	84.69	**85.22**	**90.12**	83.03	87.97
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	180.64		186.94		**192.99**		198.94	
		cA_27	64.85		71.84		**78.74**		86.32	
	İTERASYON	cA_9	60.75		63.75		**67.25**		74.75	
		cA_27	24.5		28.25		**30.75**		38.25	
4	OMD	cA_9	79.95	83.06	85.10	88.83	90.56	93.98	87.92	92.36
		cA_27	79.96	81.35	85.40	88.38	90.94	93.61	88.57	92.01
	YD	cA_9	85.11	85.06	91.53	90.55	96.57	96.52	94.56	94.74
		cA_27	86.48	86.36	91.26	92.09	97.26	97.39	94.95	95.39
	OKD	cA_9	83.48	84.61	89.66	90.32	95.55	96.59	93.31	94.96
		cA_27	85.36	84.84	89.22	90.71	95.42	97.07	92.80	95.29
	OKKD	cA_9	72.20	80.77	78.50	86.91	83.04	91.95	80.61	89.82
		cA_27	71.79	77.51	77.47	82.97	83.97	88.50	81.30	86.50
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	184.73		190.36		198.15		203.12	
		cA_27	70.03		76.52		82.76		91.42	
	İTERASYON	cA_9	68.25		70.25		73		82	
		cA_27	31.25		36.75		37.75		45.75	
5	OMD	cA_9	78.33	81.45	83.45	87.03	89.23	92.20	86.12	90.88
		cA_27	78.31	79.62	83.89	86.83	89.65	91.92	87.18	90.25
	YD	cA_9	83.79	83.50	90.22	89.04	95.16	95.31	93.15	93.09
		cA_27	85.03	84.81	89.78	90.50	95.83	95.87	93.52	93.80
	OKD	cA_9	81.93	83.33	88.57	88.89	94.14	95.01	91.69	93.49
		cA_27	83.94	83.25	87.66	89.31	93.87	95.63	90.98	93.55
	OKKD	cA_9	70.60	79.58	76.95	85.51	81.30	90.58	79.27	88.37
		cA_27	70.33	75.71	75.88	81.78	82.43	86.94	79.78	85.08
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	189.65		194.8		202.39		208.2	
		cA_27	73.82		80.14		87.21		96.22	
	İTERASYON	cA_9	76		78		80.25		89.75	
		cA_27	39.25		43		44.75		52.25	
6	OMD	cA_9	78.61	82.10	83.85	87.59	89.84	92.65	86.75	91.14
		cA_27	78.79	80.13	84.30	87.61	90.25	92.35	87.73	90.85
	YD	cA_9	84.54	84.02	90.80	89.64	95.49	95.79	93.66	93.38
		cA_27	85.67	85.50	90.21	90.97	96.28	96.41	93.83	94.24
	OKD	cA_9	82.14	83.80	89.02	89.42	94.56	95.33	92.04	94.05
		cA_27	84.46	83.74	88.28	89.70	94.23	95.90	91.40	94.21
	OKKD	cA_9	70.98	80.13	77.32	86.23	81.61	91.45	79.81	89.17
		cA_27	70.94	76.12	76.44	82.45	83.27	87.37	80.07	85.45
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	194.26		199.08		206.58		211.92	
		cA_27	78.67		84.76		91.59		100.95	
	İTERASYON	cA_9	82.5		86		88.5		97.25	
		cA_27	46.25		50		52.25		58	

Çizelge 4.39' daki cA _9 ve cA_27 özellikli NSR-SA veri seti için en iyi sonuçların elde edildiği 3 AKNS ve 50 PS değeri için alınan ayrıntılı uygulama sonuçları Çizelge 4.40' da görülmektedir.

Bu tabloya OMD, OKD ve OKKD açısından bakıldığında en iyi değerler cA_9' da eğitim için sırasıyla %97.58, %98.38 ve %87.27 iken test için ise hepsi için %100 ile fold 2' de elde edilmiştir. Bununla birlikte YD kriterini değerlendirirsek fold 1' de hem cA_9 hem de cA_27 için en yüksek değerlerin elde edildiği gözlenmiştir. Ayrıca fold 3' te cA_9 veri kümesi için eğitimde en düşük OMD değeri gözlenmişken testte ise fold 4' te cA_27 veri kümesi için OKKD değeri en düşük olarak kaydedilmiştir.

Çizelge 4.40' da cA_9 ve cA_27 veri kümeleri için ortalama sınıflama doğruluk oranlarına bakıldığında, test başarı yüzdesinin eğitime göre genel itibariyle % 1-5 arasındaki oranlarda daha yüksek değerlerde olduğu gözlenmiştir. Ortalama iterasyon ve süre değerleri için bakıldığında ise cA_9 cA_27' nin iki katından fazla değerlere sahip olduğu görülür. Ayrıca cA_9 veri kümesi fold 2' de 488.34 sn ile en yavaş iken fold 3' te 7.35 sn ile en hızlı değere sahip olması dikkat çeken başka bir durumdur.

Çizelge 4.40 . PSO-YSA sisteminde, NSR-SA veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayıları için eğitme ve test işlemlerinin maksimum sonuçları (Eğt.:Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%),Test: Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%))

		FOLD 1		FOLD 2		FOLD 3		FOLD 4		ORTALAMA	
		Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test
OMD	cA_9	97.56	100	97.58	100	78.85	84.44	94.3	98.23	92.07	95.67
	cA_27	86.87	98.68	95.84	97.8	89.22	86.64	97.5	97.5	92.36	95.16
YD	cA_9	97.54	100	97.5	100	100	92.5	97.5	100	98.14	98.13
	cA_27	100	100	97.5	100	100	97.5	97.5	97.5	98.75	98.75
OKD	cA_9	97.5	100	98.38	100	94.62	92.42	97.64	99.94	97.04	98.09
	cA_27	95.92	99.86	97.37	99.73	96.42	96.8	97.5	97.5	96.80	98.47
OKKD	cA_9	84.75	100	87.27	100	80.81	76.47	84.65	97.7	84.37	93.54
	cA_27	83.8	96.34	85.8	94.84	87.08	85.11	84.18	84.18	85.22	90.12
EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	252.89		488.34		7.35		23.36		192.99	
	cA_27	27.03		32.02		8.61		247.3		78.74	
İTERASYON	cA_9	89		158		9		13		67.25	
	cA_27	12		14		10		87		30.75	

Çizelge 4.41, NSR-VTI veri setinin hem cA_9 hem de cA_27 veri kümeleri için, alınan bütün PS ve AKNS değerleri için sınıflama sonuçlarını ortalama olarak ifade etmektedir.

Çizelge 4.41' de görülen sınıflama doğruluk oranları iterasyon sayısı ve süre olarak kıyaslandığında, bütün parametreler için cA_9' un eğitim süresi ve iterasyon sayısı cA_27' den daha azdır. Performans açısından değerlendirildiğinde ise bütün AKNS ve PS değerleri için OMD kriterinde cA_27 ile cA_9 için eğitim başarı yüzdeleri yaklaşık olarak aynı çıkmış fakat testte cA_27 cA_9' a göre %17-20 arasındaki oranlar kadar daha düşük çıkmıştır. YD ve OKD için cA_27 ve cA_9' a göre hem eğitim hem de test sonuçları arasında çok fazla fark bulunmamaktadır. Son olarak OKKD için ise cA_9 cA_27' ye göre eğitim yüzdesinde %0.12-1.3 arasındaki oranlar kadar daha yüksek olmasına rağmen test yüzdesinde tam tersi bir durum söz konusu olup %2-4 arasındaki oranlar kadar fark olduğu gözlenmiştir. Genel olarak cA_9' un cA_27' ye göre daha iyi performansa sahip olduğu görülmektedir.

Çizelge 4.41. PSO-YSA sisteminde, NSR-VTI veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayısı için PS ve AKNS değerindeki değişime göre alınan ortalama % sınıflama sonuçları

AKNS			PS=10		PS=30		PS=50		PS=100	
			Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test
3	OMD	cA_9	82.61	82.09	89.30	88.02	**95.53**	**93.42**	93.24	91.71
		cA_27	83.76	63.79	89.33	69.36	**94.85**	**93.59**	92.91	73.80
	YD	cA_9	85.55	82.90	90.89	89.03	**97.08**	**94.38**	94.74	92.47
		cA_27	84.54	82.35	90.09	87.95	**96.86**	**94.32**	94.74	92.41
	OKD	cA_9	85.07	83.30	90.99	88.61	**97.21**	**95.14**	95.12	93.56
		cA_27	85.62	83.47	91.11	88.76	**96.18**	**94.37**	94.29	92.51
	OKKD	cA_9	72.02	77.33	77.33	82.90	**83.47**	**88.11**	81.39	85.99
		cA_27	71.39	80.30	76.41	86.11	**82.37**	**90.89**	80.29	88.83
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	117.12		125.23		**133.07**		141.97	
		cA_27	126.93		134.53		**143.62**		150.71	
	İTERASYON	cA_9	55		56.75		**59**		67.75	
		cA_27	57.25		60.5		**64.75**		73.75	
4	OMD	cA_9	81.07	80.68	87.81	86.53	94.07	91.62	91.76	90.25
		cA_27	81.85	62.29	87.77	67.74	93.62	74.03	91.56	72.15
	YD	cA_9	83.99	81.49	89.54	87.58	95.65	92.95	93.23	91.10
		cA_27	83.21	80.90	88.50	86.62	95.45	92.76	93.37	90.69
	OKD	cA_9	83.50	81.87	89.44	86.92	95.35	93.52	93.70	91.76
		cA_27	83.90	81.91	89.37	87.33	94.64	92.97	92.91	91.19
	OKKD	cA_9	70.48	75.87	75.97	81.39	82.03	86.36	79.98	84.49
		cA_27	69.82	78.77	75.15	84.61	80.98	89.48	78.74	87.10
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	122.26		129.24		138.06		146.26	
		cA_27	131.96		138.7		147.62		155.13	
	İTERASYON	cA_9	63		63.75		67		74.75	
		cA_27	65.75		67.75		72.5		80.75	
5	OMD	cA_9	79.74	79.14	86.58	85.24	92.54	90.40	89.99	88.76
		cA_27	80.46	60.61	86.52	66.31	92.28	72.62	90.05	70.67
	YD	cA_9	82.41	79.91	88.29	86.03	93.94	91.46	91.66	89.48
		cA_27	81.50	79.44	86.96	85.15	93.96	91.05	91.95	89.08
	OKD	cA_9	81.90	80.48	87.79	85.50	93.83	92.16	92.20	90.05
		cA_27	82.61	80.27	87.84	85.81	93.31	91.60	91.59	89.61
	OKKD	cA_9	68.95	74.30	74.60	79.69	80.61	84.81	78.62	82.93
		cA_27	68.52	77.24	73.45	83.04	79.31	88.01	76.92	85.67
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	126.94		133.38		142.83		150.06	
		cA_27	136		143.5		152.37		159.68	
	İTERASYON	cA_9	70.75		70.25		74.5		81.75	
		cA_27	73		73		80.25		88.25	
6	OMD	cA_9	80.24	79.72	87.21	85.41	93.25	90.89	90.39	89.25
		cA_27	80.76	61.07	86.89	66.89	92.84	73.24	90.63	71.24
	YD	cA_9	82.96	80.62	88.71	86.31	94.28	91.58	92.29	89.96
		cA_27	82.05	80.25	87.14	85.75	94.36	91.48	92.48	89.69
	OKD	cA_9	82.39	80.90	88.46	85.97	94.23	92.61	92.65	90.46
		cA_27	83.06	80.89	88.23	86.08	93.70	92.14	92.04	90.04
	OKKD	cA_9	69.38	74.60	74.96	80.08	81.02	85.34	79.19	83.38
		cA_27	69.26	77.57	73.57	83.45	79.88	88.72	77.36	86.07
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	132.53		138.39		147.94		154.29	
		cA_27	139.94		148.53		157.23		164.8	
	İTERASYON	cA_9	78.25		77.75		81.75		90	
		cA_27	80.5		80		86		94.75	

Çizelge 4.41' deki cA _9 ve cA_27 özellikli NSR-VTI veri seti için en iyi sonuçların elde edildiği 3 AKNS ve 50 PS değeri için alınan ayrıntılı uygulama sonuçları Çizelge 4.42' de görülmektedir.

Bu tabloya OMD vce YD açısından bakıldığında en iyi değerler cA_27' de eğitim için sırasıyla % 99.46 ve %98.98 iken test için ise cA_9' da %99.63 ve %100 ile fold 3' de elde edilmiştir. Bununla birlikte OKD kriterini değerlendirirsek fold 2' de cA_9 için eğitim ve testte sırasıyla %97.89 ve %99.99 değerlerinin elde edildiği gözlenmiştir. Son olarak OKKD' ye bakarsak fold 2' de cA_9 için %85.5 ile eğitme ve ve fold 3' de %98.59 ile test işlemlerinde en yüksek başarı yüzdeleri olarak kaydedilmiştir. Ayrıca fold 4' te cA_27 veri kümesi için eğitimde ve cA_9 için ise testte en düşük OKKD değerleri gözlenmiştir.

Çizelge 4.42' da cA_9 ve cA_27 veri kümeleri için ortalama sınıflama doğruluk oranlarına bakıldığında, eğitim ve test başarı yüzdesinin OKKD dışında diğer tüm kriterler için cA_9' un cA_27' ye göre %0.2-1.1 arasındaki oranlarda daha yüksek değerlere sahip olduğu gözlenmiştir. Ortalama iterasyon ve süre değerleri için bakıldığında ise cA_9' un cA_27' ye göre daha az iterasyonda ve daha hızlı bir şekilde eğitimi tamamladığı görülmektedir.

Çizelge 4.42 . PSO-YSA sisteminde, NSR-VTI veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayıları için eğitme ve test işlemlerinin maksimum sonuçları (Eğt.:Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%),Test: Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%))

		FOLD 1		**FOLD 2**		**FOLD 3**		**FOLD 4**		**ORTALAMA**	
		Eğt.	**Test**	**Eğt.**	**Test**	**Eğt.**	**Test**	**Eğt.**	**Test**	**Eğt.**	**Test**
OMD	**cA_9**	92.25	80.3	96	98.74	97.08	99.63	96.77	95	95.53	93.42
	cA_27	90.15	80.06	95.44	97.96	99.46	98.99	94.35	97.36	94.85	93.59
YD	**cA_9**	95.83	82.5	97.5	100	97.5	100	97.5	95	97.08	94.38
	cA_27	95.11	82.54	97.5	97.78	98.98	99.47	95.83	97.5	96.86	94.32
OKD	**cA_9**	95.81	85.59	97.89	99.99	97.66	99.98	97.48	95	97.21	95.14
	cA_27	94.99	83.41	97.55	96.45	96.48	98.43	95.71	99.19	96.18	94.37
OKKD	**cA_9**	79.54	79.04	85.5	97.16	84.72	98.59	84.13	77.63	83.47	88.11
	cA_27	81.77	80	84.96	95.78	83.43	96.74	79.3	91.02	82.37	90.89
EĞİTİM SÜRESİ (sn)	**cA_9**	46.3		146.25		197.7		142.02		133.07	
	cA_27	56.66		347.91		144.11		25.79		143.62	
İTERASYON	**cA_9**	43		72		65		56		59	
	cA_27	46		134		57		22		64.75	

Çizelge 4.43, NSR-VTK veri setinin hem cA_9 hem de cA_27 veri kümeleri için, alınan bütün PS ve AKNS değerleri için sınıflama sonuçlarını ortalama olarak ifade etmektedir.

Çizelge 4.43' da görülen sınıflama doğruluk oranları iterasyon sayısı ve süre olarak kıyaslandığında, bütün parametreler için cA_9' un eğitim süresi ve iterasyon sayısı cA_27' den daha az olduğu görülmektedir. Performans açısından değerlendirildiğinde ise bütün AKNS ve PS değerleri için OMD kriterinde cA_27' nin cA_9' a göre %1.2-2 arasındaki oranlar kadar daha düşük eğitme başarısına sahip iken testte bu durum değişmekte ve %0.2-2 arasındaki oranlar kadar daha yüksek çıktığı gözlenmiştir. YD ve OKD için cA_27 cA_9' a göre % 0.2-3 arasındaki oranlar kadar daha iyi performansa sahip olduğu görülmektedir. Son olarak OKKD için ise belli bir genelleme yapılamamakla birlikte cA_27' nin cA_9' a oranla artış eğiliminde olduğu anlaşılmaktadır. Genel olarak cA_27' nin cA_9' a göre daha iyi performansa sahip olduğu görülmektedir.

Çizelge 4.43. PSO-YSA sisteminde, NSR-VTK veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayısı için PS ve AKNS değerindeki değişime göre alınan ortalama % sınıflama sonuçları

AKNS			PS=10		PS=30		PS=50		PS=100	
			Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test
3	OMD	cA_9	82.09	81.63	87.16	88.61	**93.12**	**94.50**	90.82	92.90
		cA_27	80.10	84.56	85.45	89.49	**91.22**	**94.80**	89.08	93.15
	YD	cA_9	82.56	86.66	88.53	92.04	**94.17**	**96.88**	92.11	94.84
		cA_27	85.53	88.54	91.03	93.81	**96.29**	**98.31**	93.92	96.36
	OKD	cA_9	82.81	85.22	87.97	91.35	**94.23**	**97.33**	92.19	95.29
		cA_27	83.80	85.46	89.35	92.15	**94.44**	**97.50**	92.23	95.65
	OKKD	cA_9	68.69	77.18	74.26	81.67	**80.12**	**86.57**	78.09	84.56
		cA_27	73.68	74.85	78.77	81.20	**83.98**	**87.72**	81.72	86.02
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	172.9		180.33		**188.5**		197.17	
		cA_27	228.83		237.98		**245.69**		254.11	
	İTERASYON	cA_9	82.5		85		**87.75**		96.5	
		cA_27	101		104.5		**107.5**		114.5	
4	OMD	cA_9	80.45	80.14	85.81	87.12	91.50	92.63	89.28	91.65
		cA_27	78.55	82.90	83.87	88.04	89.73	93.27	87.60	91.85
	YD	cA_9	81.04	85.04	86.97	90.44	92.35	95.25	90.77	93.69
		cA_27	83.99	87.00	89.58	92.30	94.71	96.88	92.27	94.72
	OKD	cA_9	81.36	83.71	86.56	89.71	92.82	95.74	90.85	93.71
		cA_27	82.53	84.01	87.75	90.51	92.76	95.80	90.73	93.96
	OKKD	cA_9	67.49	75.53	72.68	80.37	78.63	85.07	76.66	83.21
		cA_27	72.14	73.06	77.44	79.97	82.60	85.93	80.25	84.58
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	176.97		184.89		192.29		201.49	
		cA_27	232.35		242.1		249.62		258.97	
	İTERASYON	cA_9	89.5		94.25		95.25		102.75	
		cA_27	108.25		112.5		115.75		121.75	
5	OMD	cA_9	78.98	78.46	84.12	85.56	89.78	91.34	87.80	89.96
		cA_27	77.22	81.43	82.18	86.78	88.36	91.93	85.91	90.48
	YD	cA_9	79.71	83.59	85.52	88.87	90.91	93.73	89.12	92.40
		cA_27	82.60	85.42	88.11	90.76	93.35	95.51	90.83	93.13
	OKD	cA_9	79.77	81.98	85.22	88.04	91.22	94.45	89.36	92.26
		cA_27	80.95	82.64	86.25	89.00	91.18	94.22	89.12	92.73
	OKKD	cA_9	66.08	74.00	71.23	78.58	77.25	83.75	75.20	81.58
		cA_27	70.59	71.65	75.80	78.49	81.17	84.54	78.86	83.15
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	181.46		188.65		197.39		206.29	
		cA_27	236.49		246.33		254.35		262.98	
	İTERASYON	cA_9	96.75		100.75		103.5		111.25	
		cA_27	117		119.25		123		130	
6	OMD	cA_9	79.45	78.83	84.44	86.17	90.25	92.14	88.11	90.39
		cA_27	77.77	81.89	82.78	87.33	88.84	92.43	86.33	91.20
	YD	cA_9	80.11	83.96	85.93	89.52	91.45	93.96	89.52	92.77
		cA_27	83.06	86.08	88.45	91.28	93.88	95.89	91.46	93.73
	OKD	cA_9	80.36	82.48	85.51	88.75	91.95	95.05	89.78	92.80
		cA_27	81.43	83.23	86.71	89.37	91.69	94.90	89.60	93.15
	OKKD	cA_9	66.92	74.23	71.80	79.00	77.82	84.41	75.75	82.12
		cA_27	71.02	71.86	76.15	78.96	81.60	84.97	79.32	83.69
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	186.25		192.67		202.33		210.48	
		cA_27	241.69		250.51		258.77		267.05	
	İTERASYON	cA_9	104.5		108.5		110.75		119	
		cA_27	123.75		126.5		132.25		137.25	

Çizelge 4.43' deki cA _9 ve cA_27 özellikli NSR-VTK veri seti için en iyi sonuçların elde edildiği 3 AKNS ve 50 PS değeri için alınan ayrıntılı uygulama sonuçları Çizelge 4.44' de görülmektedir.

Bu tabloya OMD, OKD ve OKKD kriterleri açısından bakıldığında en iyi değerler cA_9' da test için sırasıyla % 98.51, %99.96 ve %98.08 oranları ile fold 2' de elde edilmişken cA_27' de eğitim için sırasıyla %97.55 ile fold 3' te, %97.97 ve %85.78 ile fold 4' te elde edilmiştir. YD kriterine bakarsak fold 4' te cA_27 veri kümesi için eğitimde %99.16 test de ise %100 değerleri gözlenmiştir. Ayrıca OKKD kriteri için cA_9 veri kümesinde en düşük eğitme oranı %73.48 ile fold 1' de ve en düşük test oranı ise cA_27' de %77.95 ile fold 3' te görülmektedir.

Çizelge 4.44' da cA_9 ve cA_27 veri kümeleri için ortalama sınıflama doğruluk oranlarına bakıldığında, eğitim ve test başarı yüzdesinin OMD' nin eğitimi dışındaki tüm sonuçlar için cA_27 cA_9' a göre %0.21-4 arasındaki oranlarda daha yüksek değerlere sahip olduğu gözlenmiştir. Ortalama iterasyon ve süre değerleri için bakıldığında ise cA_9' un cA_27' ye göre daha az iterasyona sahip ve daha hızlı bir şekilde eğitimi tamamladığı görülmektedir.

Çizelge 4.44. PSO-YSA sisteminde, NSR-VTK veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayıları için eğitme ve test işlemlerinin maksimum sonuçları (Eğt.:Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%),Test: Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%))

		FOLD 1		FOLD 2		FOLD 3		FOLD 4		ORTALAMA	
		Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test
OMD	cA_9	90.56	93.96	96.01	98.51	91.19	91.05	94.73	94.47	93.12	94.50
	cA_27	77.75	92.82	95.41	94.5	97.55	95.06	94.15	96.8	91.22	94.80
YD	cA_9	86.66	97.5	97.5	100	97.5	95	95	95	94.17	96.88
	cA_27	91.66	100	96.84	98.22	97.5	95	99.16	100	96.29	98.31
OKD	cA_9	86.66	96.82	97.79	99.96	97.55	97.63	94.91	94.89	94.23	97.33
	cA_27	90.99	98.05	96.56	97.64	92.25	95.14	97.97	99.18	94.44	97.50
OKKD	cA_9	73.48	82.18	85.16	98.08	84.37	84.62	77.45	81.39	80.12	86.57
	cA_27	79.99	86.05	85.47	96	84.67	77.95	85.78	90.89	83.98	87.72
EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	26.03		144.7		92.66		490.61		188.5	
	cA_27	43.5		387.25		427.58		124.43		245.69	
İTERASYON	cA_9	21		89		72		169		87.75	
	cA_27	34		147		164		85		107.5	

Çizelge 4.45, NSR-AF veri setinin hem cA_9 hem de cA_27 veri kümeleri için, alınan bütün PS ve AKNS değerleri için sınıflama sonuçlarını ortalama olarak ifade etmektedir.

Çizelge 4.45' te görülen sınıflama doğruluk oranları iterasyon sayısı ve süre açısından kıyaslandığında, bütün parametreler için cA_9 ile cA_27' nin iterasyon ve süre değerleri genel olarak benzerken bazı durumlarda cA_9' un daha yavaş olduğu gözlenmiştir. Performans açısından değerlendirildiğinde ise bütün AKNS ve PS değerleri için OMD ve YD kriterlerinde hem eğitim hem de test için cA_27 cA_9' a göre %0.2-2 arasındaki oranlar değerinde daha yüksek sınıflama doğruluğuna sahipken OKD kriteri için de bazı istisnalar dışında bu durum böyledir. Bununla birlikte OKKD için ise cA_27 cA_9' a göre %0.5-6 arasındaki oranlarda artış göstermiştir.

Çizelge 4.45. PSO-YSA sisteminde, NSR-AF veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayısı için PS ve AKNS değerindeki değişime göre alınan ortalama % sınıflama sonuçları

AKNS			PS=10		PS=30		PS=50		PS=100	
			Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test	Eğt.	Test
3	OMD	cA_9	78.20	79.79	84.25	86.65	**90.00**	**92.20**	87.74	90.39
		cA_27	79.56	81.91	85.75	88.19	**91.50**	**93.38**	89.06	91.38
	YD	cA_9	85.60	89.26	91.41	94.37	**97.32**	**100**	95.28	98.09
		cA_27	87.05	90.20	92.78	94.85	**98.80**	**100**	96.73	98.08
	OKD	cA_9	86.20	88.59	91.72	94.46	**96.90**	**98.85**	94.85	96.96
		cA_27	86.22	86.85	92.08	92.70	**98.48**	**99.25**	96.06	97.44
	OKKD	cA_9	71.83	79.58	77.06	85.74	**82.80**	**89.93**	80.45	87.95
		cA_27	77.89	80.91	82.85	86.84	**88.29**	**91.54**	85.94	89.70
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	7.51		9.45		**11.48**		18.95	
		cA_27	4.27		6.34		**8.4**		16.71	
	İTERASYON	cA_9	4.5		6		**8.25**		15.25	
		cA_27	3.75		5.25		**7.25**		16	
4	OMD	cA_9	76.64	78.57	83.07	85.17	88.66	90.57	86.35	88.76
		cA_27	78.13	80.27	84.48	86.57	90.09	92.14	87.47	89.88
	YD	cA_9	84.37	87.61	90.01	92.62	95.60	98.39	93.89	96.83
		cA_27	85.64	88.54	91.21	93.22	97.11	98.54	95.32	96.45
	OKD	cA_9	84.43	87.12	90.31	92.96	95.14	97.40	93.38	95.32
		cA_27	84.80	85.07	90.46	91.11	97.09	97.75	94.59	95.89
	OKKD	cA_9	70.25	78.23	75.50	84.22	81.40	88.65	79.03	86.27
		cA_27	76.59	79.63	81.23	85.22	86.76	89.75	84.40	88.33
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	11.81		13.51		16.33		24.66	
		cA_27	9.11		10.54		14		21.19	
	İTERASYON	cA_9	10		12.5		15.25		22	
		cA_27	11		12.25		15		22.5	
5	OMD	cA_9	75.10	76.84	81.68	83.80	87.34	89.13	84.93	87.51
		cA_27	76.84	78.70	82.99	84.98	88.68	90.55	86.10	88.44
	YD	cA_9	82.78	85.99	88.61	91.30	94.38	96.60	92.35	94.99
		cA_27	84.14	86.91	89.77	91.63	95.52	97.21	93.93	94.90
	OKD	cA_9	82.89	85.27	88.91	91.47	93.73	95.69	91.65	93.62
		cA_27	83.32	83.33	89.09	89.63	95.67	96.33	93.33	94.58
	OKKD	cA_9	68.88	76.77	73.95	82.52	79.74	87.30	77.41	84.67
		cA_27	75.24	78.10	79.83	83.93	85.22	88.17	82.84	86.97
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	16.33		18.26		21.61		28.72	
		cA_27	13.66		15.15		18.32		25.14	
	İTERASYON	cA_9	16.5		20		22		28.75	
		cA_27	19.75		18.75		23.25		31	
6	OMD	cA_9	75.58	77.52	82.27	84.39	87.82	89.81	85.41	88.08
		cA_27	77.47	79.01	83.35	85.75	89.13	90.98	86.64	89.09
	YD	cA_9	83.13	86.31	89.00	92.08	94.90	97.03	92.84	95.80
		cA_27	84.75	87.22	89.97	92.45	96.03	97.76	94.41	95.61
	OKD	cA_9	83.22	85.82	89.21	92.16	94.11	96.48	92.17	94.19
		cA_27	83.73	83.88	89.50	90.10	96.18	96.93	93.87	95.21
	OKKD	cA_9	69.44	77.38	74.57	83.18	80.31	87.97	78.06	85.15
		cA_27	75.75	78.67	80.58	84.67	85.78	88.56	83.34	87.29
	EĞİTİM SÜRESİ (sn)	cA_9	19.74		22.46		26.77		33.84	
		cA_27	17.92		19.8		23.35		29.77	
	İTERASYON	cA_9	23.5		28.5		29.5		35.75	
		cA_27	27.75		27.5		30.75		40	

Çizelge 4.45' teki cA _9 ve cA_27 özellikli NSR-AF veri seti için en iyi sonuçların elde edildiği 3 AKNS ve 50 PS değeri için alınan ayrıntılı uygulama sonuçları Çizelge 4.46' da görülmektedir.

Bu tabloya OMD, OKD ve OKKD kriterleri açısından bakıldığında en iyi değerler cA_27' de eğitim için sırasıyla % 94.37, %99.21 ve %91.13 oranları ile fold 4' te elde edilmişken cA_9' da test için sırasıyla %94.62 ile fold 4' te, %99.65 ve %94.13 ile fold 2' de elde edilmiştir. YD kriterine bakarsak bütün foldlarda test için her iki veri kümesinde de %100 sonucu elde edilmiştir. Eğitimde ise yine YD' ye göre fold 2 dışındaki diğer tüm foldlarda cA_27 için %100 elde edilmiştir. Ayrıca OKKD kriteri için cA_9 veri kümesinde en düşük eğitme ve test oranları sırasıyla %79.96 ile fold 4' te ve %85.95 ile fold 3' te görülmektedir.

Çizelge 4.46' da cA_9 ve cA_27 veri kümeleri için ortalama sınıflama doğruluk oranlarına bakıldığında, eğitim ve test başarı yüzdesinin tüm kriterlerden elde edilen sonuçlar için cA_27 cA_9' a göre %0.4-5.8 arasındaki oranlarda daha yüksek değerlere sahip olduğu gözlenmiştir. Ortalama iterasyon ve süre değerleri için bakıldığında ise cA_9, cA_27' ye göre 1 fazla iterasyona sahip olduğu için daha uzun bir sürede eğitimi tamamladığı görülmüştür.

Çizelge 4.46 . PSO-YSA sisteminde, NSR-AF veri setinin cA_9 ve cA_27 özellik sayıları için eğitme ve test işlemlerinin maksimum sonuçları (Eğt.:Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%),Test: Eğitim sınıflama doğruluk oranı (%))

		FOLD 1		**FOLD 2**		**FOLD 3**		**FOLD 4**		**ORTALAMA**	
		Eğt.	**Test**	**Eğt.**	**Test**	**Eğt.**	**Test**	**Eğt.**	**Test**	**Eğt.**	**Test**
OMD	**cA_9**	93.49	90.9	89.66	95.53	87.33	87.74	89.52	94.62	90.00	92.20
	cA_27	90.3	93.92	89.66	94.48	91.66	92.48	94.37	92.62	91.50	93.38
YD	**cA_9**	99.03	100	98.07	100	98.07	100	94.11	100	97.32	100
	cA_27	100	100	95.19	100	100	100	100	100	98.80	100
OKD	**cA_9**	98.84	98.21	96.66	99.65	96.1	98.02	95.98	99.51	96.90	98.85
	cA_27	99.01	99.51	96.66	99.42	99.04	99.33	99.21	98.75	98.48	99.25
OKKD	**cA_9**	89.23	86.62	81.74	94.13	80.26	85.95	79.96	93.01	82.80	89.93
	cA_27	90.08	93.03	81.74	92.42	90.2	91.86	91.13	88.84	88.29	91.54
EĞİTİM SÜRESİ (sn)	**cA_9**	17.13		10.75		8.6		9.43		11.48	
	cA_27	6.48		10.1		9.63		7.39		8.4	
İTERASYON	**cA_9**	10		8		7		8		8.25	
	cA_27	7		8		8		6		7.25	

Çizelge 4.47' de PSO-YSA sistemi için bütün veri setlerinde elde edilen eğitim toplu sonuçları görülmektedir. OMD için hem cA_9 hem de cA_27 veri kümelerinde NSR-VTI diğerlerine göre daha yüksek çıkmıştır. YD kriterinde ise NSR-SA veri seti cA_9 için %98.14 ve cA_27 için ise NSR-AF veri seti ise %98.80 ile en iyi değerlere sahiptir. Bununla birlikte OKD için tabloya bakılacak olursa NSR-VTI veri seti cA_9 için %97.21 ve cA_27 için ise NSR-AF veri setinin %98.48 ile en iyi değerlere sahip olduğu görülmektedir. Son olarak OKKD kriterine göre veri setlerini değerlendirdiğimizde NSR-SA veri seti cA_9 için %84.37 ve cA_27 için ise NSR-AF veri setinin %88.29 ile en iyi değerlere sahip olduğu anlaşılmaktadır. Bununla birlikte iterasyon ve süre açısından bakıldığında ortalama 87.75-107.5 iterasyon değerleriyle ve 188.5-245.69 sn' lik eğitme süresiyle NSR-VTK veri seti diğerlerine göre daha kötü durumdadır. Sadece cA_9 için değerlendirdiğimizde eğitme süresi açısından NSR-SA veri seti en yavaş konumdadır. İterasyon ve süre açısından en iyi durumda olan veri setine baktığımızda ise NSR-AF' nin ön plana çıktığı görülmektedir.

Çizelge 4.47 . PSO-YSA sisteminde bütün veri setleri için elde edilen eğitim toplu sonuçları

		EĞİTİM				
		NSR-APC	**NSR-SA**	**NSR-VTI**	**NSR-VTK**	**NSR-AF**
OMD	**cA_9**	87.20	92.07	95.53	93.12	90.00
	cA_27	90.69	92.36	94.85	91.22	91.50
YD	**cA_9**	98.13	98.14	97.08	94.17	97.32
	cA_27	95.83	98.75	96.86	96.29	98.80
OKD	**cA_9**	95.06	97.04	97.21	94.23	96.90
	cA_27	95.67	96.80	96.18	94.44	98.48
OKKD	**cA_9**	80.73	84.37	83.47	80.12	82.80
	cA_27	79.72	85.22	82.37	83.98	88.29
SÜRE	**cA_9**	17.7	192.99	133.07	188.5	11.48
	cA_27	18.78	78.74	143.62	245.69	8.4
İTERASYON	**cA_9**	12.75	67.25	59	87.75	8.25
	cA_27	13	30.75	64.75	107.5	7.25
AKNS	**cA_9**	3	3	3	3	3
	cA_27					
PS	**cA_9**	50	50	50	50	50
	cA_27					

Çizelge 4.48' de PSO-YSA sistemi için bütün veri setlerinde elde edilen test toplu sonuçları görülmektedir. Bu çizelgede OMD için hem cA_9 hem de cA_27' de sırasıyla %95.67 ve %95.16 sınıflama doğruluğu ile NSR-SA veri seti en iyi konumdadır. YD için ise NSR-APC ve NSR-AF veri setleri hem cA_9 hem de cA_27 için ortalama olarak % 100 sınıflama doğruluğu elde etmişlerdir. OKD kriterine göre veri setlerini değerlendirdiğimizde NSR-APC veri seti cA_9 için %98.93 ve cA_27 için

ise NSR-AF veri setinin %99.25 ile en iyi değerlere sahip olduğu görülmektedir. Son olarak OKKD' ye gelindiğinde en iyi performansa sahip olan veri setlerinin cA_9' da %93.54 ile NSR-SA ve cA_27' de ise %91.54 ile NSR-AF olduğu gözlenmiştir.

Çizelge 4.48 . PSO-YSA sisteminde bütün veri setleri için elde edilen test toplu sonuçları

		TEST				
		NSR-APC	**NSR-SA**	**NSR-VTI**	**NSR-VTK**	**NSR-AF**
OMD	**cA_9**	93.19	95.67	93.42	94.50	92.20
	cA_27	94.63	95.16	93.59	94.80	93.38
YD	**cA_9**	100	98.13	94.38	96.88	100
	cA_27	100	98.75	94.32	98.31	100
OKD	**cA_9**	98.93	98.09	95.14	97.33	98.85
	cA_27	99.22	98.47	94.37	97.50	99.25
OKKD	**cA_9**	91.26	93.54	88.11	86.57	89.93
	cA_27	91.51	90.12	90.89	87.72	91.54

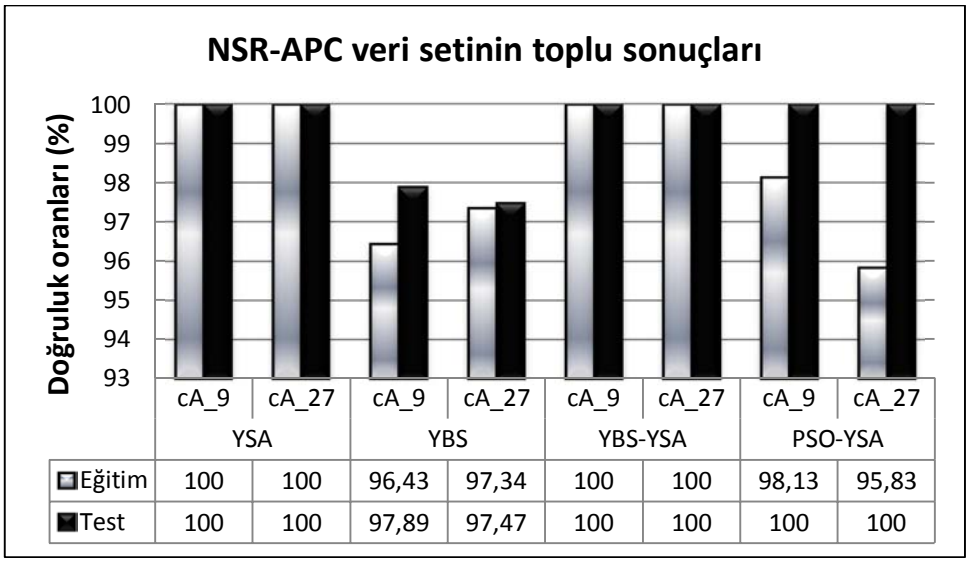
5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

5.1. Sonuçlar

Günümüzde dünyanın her bir köşesinde kurulu olan sağlık kurumlarının bünyesinde tıp biliminin her alanına özgü uzmanlaşmış sağlık personelinin bulunması maalesef mümkün olmamaktadır. Buna bağlı olarak bazı önemli rahatsızlıkların tespit edilmesi imkansızlaşmakta ve hastalıkların erken teşhisi yapılamamaktadır. Erken teşhisin hayat kurtarmada önemli olan faktörlerin başında geldiği bu dönemde metasezgisel algoritmalara olan ilginin artmasıyla biyomedikal sinyallerin sınıflandırma problemlerinde başarıyı ve/veya hızı yükseltmek amacıyla, yapay zeka yöntemleri ile metasezgisel yöntemler birlikte kullanılarak oluşturulan hibrit yapılara verilen önem artmakta ve mevcut telekardiyoloji sistemlerine yüklenen yazılımlarla bu erken teşhis gerçekleştirilebilmektedir. Bu amaç doğrultusunda yapılan bu tez çalışmasında MIT-BIH EKG veri tabanından alınan verilerin YSA, YBS, YBS-YSA ve PSO-YSA sınıflama sistemlerine verilmesi suretiyle kalpteki bazı ritim bozukluklarının teşhis edilmesi sağlanarak sonuçların uygulanan sistemler arasında kıyaslanması gerçekleştirilmiştir. Yapılan tüm bu çalışmaları bilgisayar ortamında görmek ve kullanılan sistemlerin uygunluğu ile performans analizlerini yaparak sonuçları elde edebilmek için MATLAB yazılım programı kullanılmıştır. Ayrıca özellik sayısı çok fazla olan bir verinin çalışmada kullanılan sistemlere giriş olarak verilmesi, sistemin eğitilmesi için harcanan süreyi arttırmaktadır. Aynı zamanda verinin doğru nitelik çıkarma işlemleri kullanarak daha az nitelikle ifade edilmesi başarıyı önemli ölçüde etkilemektedir. Bu sebeple bu tez çalışmasında her veri için ayrık dalgacık dönüşümü ile nitelik çıkarma uygulanmıştır. Böylece 200 olan özellik sayısı 3. dereceden yaklaşım katsayıları kullanılarak 27' ye (cA_27) ve 5. dereceden yaklaşım katsayıları kullanılarak ise 9' a (cA_9) indirgenmiştir. Tüm sistemlerin performans sonuçlarının elde edilmesinde cA_27 ve cA_9 özelliklerine indirgenerek oluşturulan 5 farklı veri setinden yararlanılmıştır. Çalışma kapsamında kullanılan veri setleri NSR-APC, NSR-SA, NSR-VTI, NSR-VTK VE NSR-AF' dir. Bununla birlikte, eğitim ve test sınıflama hata oranlarını hesaplamak için ortalama mutlak hata (MAE), yuvarlama hata (ROUND), ortalama karesel hata (MSE) ve ortalama karesel hata karekökü (RMSE) olmak üzere 4 farklı yöntem kullanılmıştır.

Bu çalışmada kullanılan sistemlerin performansları bazı parametrelere bağlı olarak değişiklik göstermiştir. YSA sistemi için momentum sabiti (Mc) ve iterasyon sayısı literatürdeki çalışmalar göz önünde bulundurulup, maksimum sonuçları veren değerler (sırasıyla 0.8 ve 10000) alınarak sabit tutulmuştur. Bununla birlikte öğrenme oranı (LR) ve ara katman nöron sayısı (AKNS) sırasıyla 0.4, 0.8, 1.2, 1.6 ve 20, 30, 40, 50 alınarak her veri seti için ayrı ayrı denenmiştir. YBS sistemine gelindiğinde ise antikor sayısı (M) ile durdurma kriteri (SC) değerlerinin sistem performansını doğrudan etkileyen parametreler olarak ön plana çıktığı görülmüştür. Bu kapsamda antikor sayısı sırasıyla 30, 50, 70 ve 100 için denemeler yapılmıştır. Bunun yanında durdurma kriteri de yine aynı şekilde sırasıyla 0.92, 0.94, 0.96 ve 0.98 olarak seçilmiştir. Buna ek olarak YBS-YSA hibrit sisteminde de antikor sayısı (M) ve hedeflenen minimum hata (HMH) değeri sırasıyla 10, 30, 50, 100 ve 0.15, 0.09, 0.05, 0.02 alınarak her veri seti için ayrı ayrı denenmiş ve sonuçlar belirtilmiştir. Son olarak PSO-YSA sisteminde de iterasyon sayısı yine literatürdeki çalışmalar göz önünde bulundurulup, maksimum sonuçları veren değer (200) alınarak sabit tutulmuştur. Bununla birlikte parçacık sayısı (PS) ve ara katman nöron sayısı (AKNS) sırasıyla 10, 30, 50, 100 ve 3, 4, 5, 6 alınarak her veri seti için ayrı ayrı denenmiş ve kaydedilmiştir. Yapılan uygulamalar sonucunda tüm veri setleri için en iyi sonuçların elde edildiği parametre değerleri YSA sistemi için değişkenlik göstermiştir. Buna rağmen YBS sistemi için SC değeri arttıkça ve YBS-YSA sistemi için ise HMH değerinin azaldıkça sınıflama doğruluk oranlarının da arttığı gözlenmiştir. Son olarak ise PSO-YSA sistemi için AKNS' nin minimum alındığı değerde maksimum doğruluk oranları elde edilmiştir. Bu kapsamda oluşturulan her bir veri seti için bütün sistemlerden en iyi ortalama yüzde doğruluk oranını veren YD tekniği kullanılarak elde edilen eğitim ve test sınıflama doğruluk oranları tek tek şekillerle hem cA_9 hem de cA_27 veri kümeleri için aşağıda gösterilmiştir.

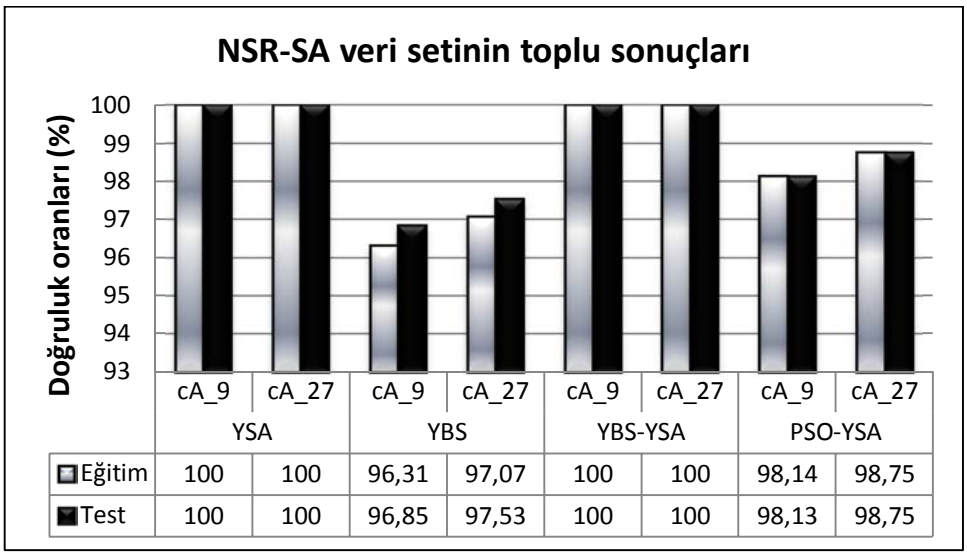
Şekil 5.1' de NSR-APC' nin her iki veri kümesi için tüm sistemlerden elde edilen sınıflama doğruluk oranları görülmektedir.



Şekil 5.1. Tüm sistemler için NSR-APC veri setinin toplu sonuçları

Şekil 5.1' de görüldüğü üzere NSR-APC' nin eğitim doğruluk oranları YSA ve YBS-YSA sistemlerinde %100 olarak elde edilmiştir. Bu iki sistemi cA_9 için %98.13 ile PSO-YSA sistemi izlerken, cA_27 için %97.34 ile YBS sistemi izlemiştir. Bununla birlikte test doğruluk oranları ise YSA, YBS-YSA ve PSO-YSA sistemlerinde %100 olarak elde edilmişken bunları %97.89 ve %97.47 ile YBS sistemi takip etmiştir. En düşük eğitme başarısı cA_27 için PSO-YSA' da; en kötü test başarısı yine cA_27 için YBS ile elde edilmiştir.

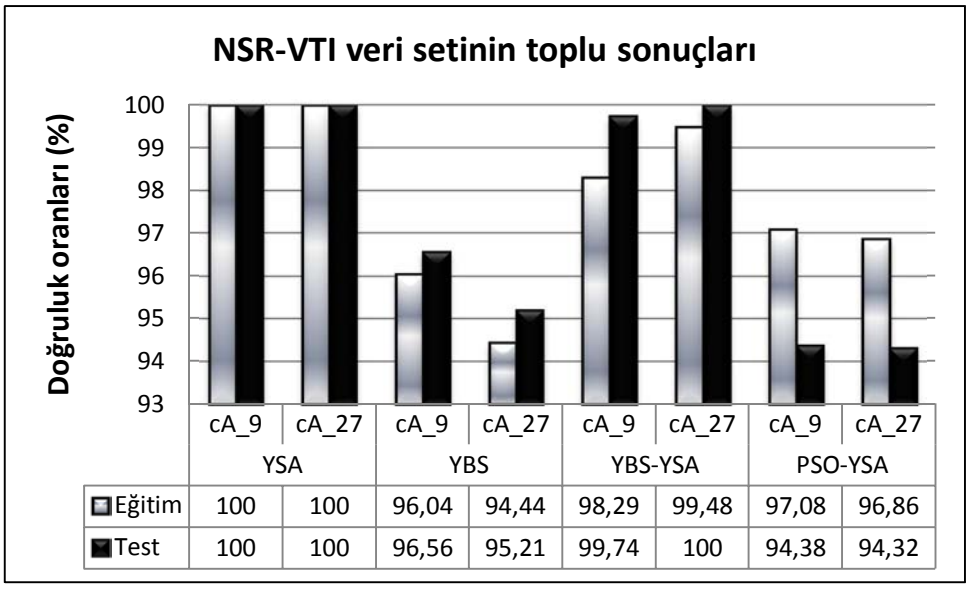
Şekil 5.2' de NSR-SA' nin her iki veri kümesi için tüm sistemlerden elde edilen sınıflama doğruluk oranları görülmektedir.



Şekil 5.2. Tüm sistemler için NSR-SA veri setinin toplu sonuçları

Şekil 5.2' de görüldüğü üzere NSR-SA' nın eğitim ve test doğruluk oranları YSA ve YBS-YSA sistemlerinde %100 olarak elde edilmiştir. Bu iki sistemi sırasıyla PSO-YSA ve YBS sistemi takip etmiştir. En düşük eğitme ve test başarısı cA_9 için YBS ile elde edilmiştir.

Şekil 5.3' te ise NSR-VTI' nın her iki veri kümesi için tüm sistemlerden elde edilen sınıflama doğruluk oranları görülmektedir.

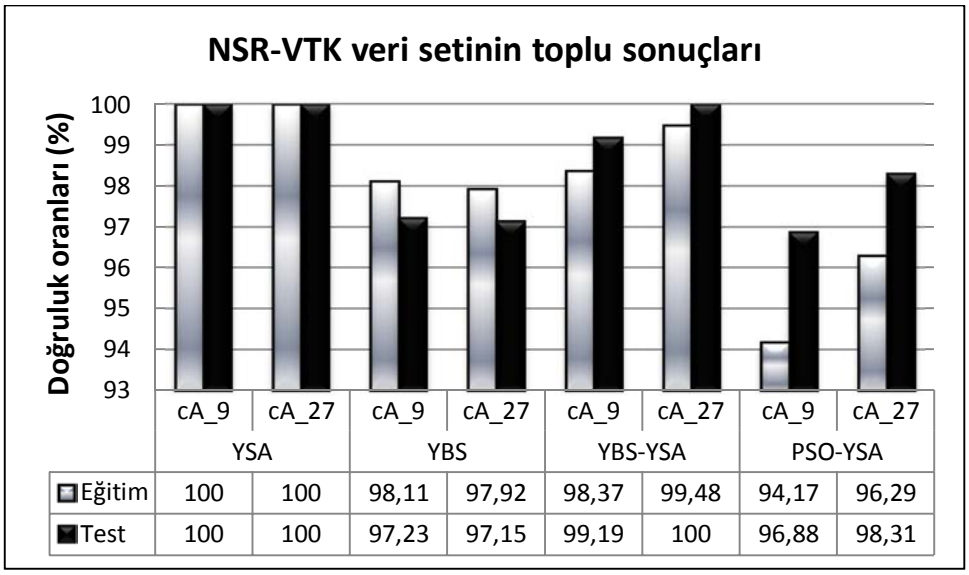


	cA_9	cA_27	cA_9	cA_27	cA_9	cA_27	cA_9	cA_27
	YSA		YBS		YBS-YSA		PSO-YSA	
Eğitim	100	100	96,04	94,44	98,29	99,48	97,08	96,86
Test	100	100	96,56	95,21	99,74	100	94,38	94,32

Şekil 5.3. Tüm sistemler için NSR-VTI veri setinin toplu sonuçları

Şekil 5.3' te görüldüğü üzere NSR-VTI' nin hem eğitim hem de test doğruluk oranları YSA sistemi için %100 olarak elde edilmiştir. Bunun yanında sadece cA_27 veri kümesinin test doğruluk oranı YBS-YSA sistemi için %100 olarak elde edilmiştir. Diğer sistemler ise veri kümelerine göre değişkenlik göstermiştir. En düşük eğitme başarısı cA_27 için YBS' de; en kötü test başarısı ise yine cA_27 için PSO-YSA ile elde edilmiştir.

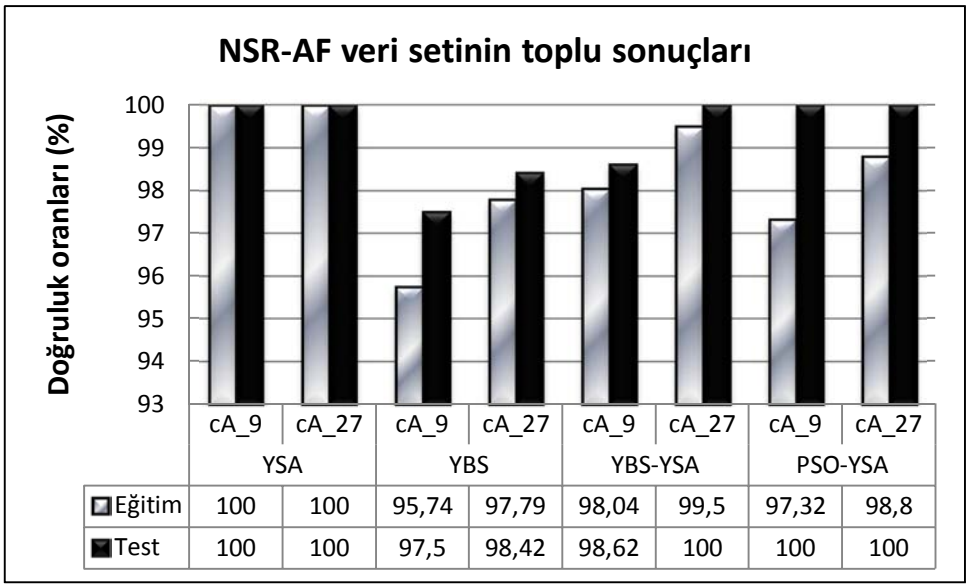
Şekil 5.4' te ise NSR-VTK' nın her iki veri kümesi için tüm sistemlerden elde edilen sınıflama doğruluk oranları görülmektedir.



Şekil 5.4. Tüm sistemler için NSR-VTK veri setinin toplu sonuçları

Şekil 5.4' te, NSR-VTK' nın hem eğitim hem de test doğruluk oranları YSA sistemi için %100 olarak elde edilmiştir. Bunun yanısıra sadece cA_27 veri kümesinin test doğruluk oranı YBS-YSA sistemi için %100 olarak elde edilmiştir. Diğer sistemler ise veri kümelerine göre değişkenlik göstermesine rağmen YBS sistemi PSO-YSA sistemine göre genellikle daha iyi sonuçlar vermiştir. En düşük eğitme ve test başarısı cA_9 için PSO-YSA ile elde edilmiştir.

Şekil 5.5' te ise NSR-AF' nin her iki veri kümesi için tüm sistemlerden elde edilen sınıflama doğruluk oranları görülmektedir.



Şekil 5.5. Tüm sistemler için NSR-AF veri setinin toplu sonuçları

Yukardaki Şekil 5.5' te, NSR-AF' nin hem eğitim hem de test doğruluk oranları diğer veri setlerinde olduğu gibi YSA sistemi için %100 olarak elde edilmiştir. YSA sisteminden sonra en iyi sonuçların elde edildiği sistemler sırasıyla PSO-YSA, YBS-YSA ve YBS sistemleri olmuştur. En düşük eğitme ve test başarısı cA_9 için YBS ile elde edilmiştir.

Bu çalışmada kullanılan hibrit sınıflayıcıların performansı EKG verilerini sınıflamada YSA sisteminden daha düşük ama yakın olmakla birlikte YBS sisteminden ise daha yüksektir. NSR-APC, NSR-SA, NSR-VTI, NSR-VTK ve NSR-AF veri setlerinin eğitme ve test başarı oranlarının hangi sistemlerde ne derecede olduklarını irdelemek için önceki bölümlerde verilen gerekli çizelgelere ve şekillere (Çizelge 4.11, 4.12, 4.23, 4.24, 4.35, 4.36, 4.47, 4.48 ve Şekil 5.1, 5.2, 5.3, 5.4, 5.5) eğitim sınıflama doğrulukları açısından baktığımızda en yüksek sonuçların NSR-APC ve NSR-SA için YSA ve YBS-YSA sistemlerinde %100 olarak elde edildiği ve bu sistemleri ise PSO-YSA ve YBS sistemlerinin izlediği; NSR-VTI, NSR-VTK ve NSR-AF için ise YSA sisteminde %100 olarak elde edildiği ve bunu ise %99.5 ile YBS-YSA, sonrasında ise PSO-YSA ve YBS sistemlerinin izlediği görülmektedir. Aynı sonuçları test sınıflama doğrulukları açısından değerlendirdiğimizde ise en yüksek sonuçların NSR-APC ve NSR-AF için YSA, YBS-YSA ve PSO-YSA sistemlerinde %100 olarak elde edildiği ve bunları ise YBS sisteminin takip ettiği; NSR-SA ve NSR-VTK veri setleri için ise YSA ve YBS-YSA sistemlerinde %100 olarak elde edildiği ve bunları ise PSO-YSA ve YBS sistemlerinin takip ettiği; ve son olarak NSR-VTI için YSA ve YBS-YSA sistemlerinde %100 olarak elde edildiği ve bunları ise YBS ve PSO-YSA sistemlerinin takip ettiği anlaşılmaktadır. Bu sonuçlara dayanarak YSA’ nın başarısına yakın hatta YSA ile aynı sonuçları elde edebilmek için YBS ve PSO gibi optimizasyon yöntemlerinin YSA' nın eğitiminde kullanılabileceği kanıtlanmıştır.

5.2. Öneriler

Bu çalışmada hibrit sınıflayıcılar kullanılarak EKG verisinden kalp hastalıklarının teşhis edilmesi amaçlanmıştır. Kullanılan hibrit sınıflama algoritmalarının başarılarını test etmek için YSA ve YBS birer denetleyici algoritma olarak bu tez çalışmasında yerini almıştır. Hibrit algoritmalar olarak YBS-YSA ve PSO-YSA kullanılmış ve hem bu algoritmaların hem de denetleyici algoritmaların başarısını etkileyen parametreler üzerinde durulmuştur.

Bu tez çalışmasında hibrit sistemlerden YBS-YSA' yı etkileyen parametrelerin başında HMH ve M' nin geldiği anlaşılmış ve HMH değerinin minimuma yaklaşmasıyla maksimum sonuçların elde edilebileceği kanıtlanmıştır. Fakat aynı zamanda bu değerin küçülmesi süre ve iterasyon sayısını çok fazla oranlarda arttırdığı için HMH olarak 0.02 altındaki değerlerin kullanılması önerilmemektedir. Diğer hibrit sınıflayıcımız olan PSO-YSA' yı ise PS ve AKNS parametrelerinin doğrudan etkilediği belirlenmiş ve bu parametrelerin süre ile iterasyon bakımından ekonomik olmaları için çok yüksek ya da çok düşük değerler seçmemek onun yerine belirli aralıklarda denemeler yapmak gerektiği görülmüştür. Yine YSA ve YBS için sırasıyla LR-AKNS ve SC-M parametreleriyle belli değerler içerisinde oynanarak maksimum sonuçlar elde edilmeye çalışılmış ve bu parametrelerin başarıyı doğrudan etkilediği gözlemlenmiştir. YSA sistemi için her LR oranı ve AKNS değerinde farklı sonuçlar çıktığı için genelleme yapmak mümkün değilken, YBS için başarının SC değeriyle doğru orantılı olarak arttığı görülmüştür. Fakat bu algoritma için de 0.98' in üzerindeki SC değerlerinde süre ve iterasyon çok yüksek değerlere ulaştığı için yapılan denemelerde SC' nin maksimum 0.98 alınmasının daha uygun olduğuna karar verilmiştir. Bunun yanında kullanılacak gerçel dünya problemlerindeki veriler içerisinde, o veri setiyle uyumsuz bazı verilerin tespit edilerek bunların veri setinden ayıklanmasıyla daha iyi performansın elde edilebileceği öngörülmektedir. Aynı zamanda, üzerinde çalışılacak verileri en iyi şekilde ifade edebilecek özelliklerin çıkarılarak sistemlere verilmesi performans sonucunu etkileyebilecek bir başka etken olarak ön plana çıkmaktadır. Bununla birlikte kullanılan tüm algoritmalar için değiştirilen parametreler üzerinde değişiklikler yapılarak sistem performansları farklı veri setleri için denenebilir. Ayrıca algoritmalarda kullanılan farklı hesaplama teknikleri da yine bu sistemler için denenebilir.

Bu tez çalışmasında kullanılan sınıflama algoritmalarının çıkışları 1 tanedir. Bu alanda çalışmak isteyen araştırmacılar bu sistemleri çoklu çıkışlar için deneyebilir ve sonuçlarını kıyaslayabilirler. Ayrıca sadece 5 adet EKG ile ilgili veri seti kullanıldığı için sistem sonuçları genele uyarlanamamaktadır. Bunun önüne geçebilmek için daha fazla veri seti ya da farklı veri (iris, vs.) ve sinyallerden (EEG, vs.) elde edilmiş data grupları bu sistemler üzerinde test edilebilir. Buna ek olarak kullanılan hibrit sistemler çoğaltılarak yine farklı bir çalışma yapılabilir.

KAYNAKLAR

Ai, T.J., Kachitvichyanukul, V., 2009, A Particle Swarm Optimization For The Vehicle Routing Problem With Simultaneous Pickup And Delivery, *Computers&Operations Research*, 36 (5), 1693-1702.

Altun, H., Eminoğlu, U. ve Tezekici, B.S., 2002, MLP Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme Sürecinin Aktivasyon Fonksiyonu ve İstatiksel Değişim Gösteren Giriş Verilerine Bağımlılığı, *Eleco 2002 Elektrik, Elektronik ve Bilgisayar Mühendisliği Sempozyumu*, Bursa.

Batar, H., 2005, EEG İşaretlerinin Dalgacık Analiz Yöntemleri Kullanılarak Yapay Sinir Ağları ile Sınıflandırılması, Yüksek Lisans Tezi, *Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Kahramanmaraş.

Bergh, F.V. and Engelbecht, A.P., 2000, Cooperative Learning in Neural Networks Using Particle Swarm Optimizers, *South African Computer Journal*, 26, 84–90.

Ceylan, R. And Özbay, Y., 2007, Comparison of FCM, PCA and WT Techniques for Classification ECG arrhythmias using Neural Network, *Expert Systems with Application*, 33, 286-295.

Ceylan, R., 2009, Özellik Çıkarma Teknikleri Ve Yapay Sinir Ağları Kullanarak Bir Tele-Kardiyoloji Sistem Tasarımı, Doktora Tezi, *Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Konya.

Chowdhary, K., 2011, Heuristic Search, *Artificial İntelligence*.

Coşkun, C. ve Baykal, A., 2005, Veri Madenciliğinde Sınıflandırma Algoritmalarının Bir Örnek Üzerinde Karşılaştırılması, *Dicle Üniversitesi*, Diyarbakır.

De Castro, L. N. and Von Zuben, F. J., 1999a, Artificial Immune Systems: Part I- Basic Theory and Aplications, *Technical Report DCA-RT 01/99.*

De Castro, L. N. and Von Zuben, F. J., 1999b, Artificial Immune Systems: Part I- Basic Theory and Aplications, *Technical Report-RT DCA*.

De Castro, L.N. and Von Zuben, F.J., 2000, The Clonal Selection Algorithm with Engineering Applications, *In Workshop Proceedings of GECCO*, Las Vegas-USA, 36-37.

Delice, Y., 2008, Parçacık Sürü Optimizasyonu ile Yapay Sinir Ağlarından Sınıflandırma Kuralı Çıkarımı, Yüksek Lisans Tezi, *Erciyes Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü*, Kayseri.

Doğan, B., 2009, Parçacık Sürü Optimizasyonuna Dayalı Yeni Bir Aritmi Sınıflama Yöntemi, Yüksek Lisans Tezi, *İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, İstanbul.

Dong, J. and Xu M., 2005, Wearable ECG Recognition and Monitor, *Proceedings of 18th IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS"05)*, Dublin, Ireland, 413-418.

Efe, Ö. ve Kaynak, O., 2000, Yapay Sinir Ağları ve Uygulamaları, *Boğaziçi Üniversitesi*, İstanbul.

Eren, B. Ve Eyüpoğlu, V., 2011, Yapay Sinir Ağları ile Ni(II) İyonu Geri Kazanım Veriminin Modellenmesi, *6th International Advanced Technologies Symposium (IATS'11)*, Elazığ, Türkiye.

Fauset, L., 1994, Fundamentals of neural networks: Architectures, Algorithms and Applications, *Prentice Hall*, Inc. A Simon&Schuster Company.

Foo, S.Y., Stuart, G., Harvey, B. and Meyer-Baese, A., 2002, Neural network-based EKG pattern recgnition, *Elsevier Science Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 15, 253-260.

Forrest, S., Perelson., A., Allen., L. and Cherukuri, R., 1994, Self-Nonself Discrimination in a Computer, *Proc. of the IEEE Symposium on Research in Security and Privacy*, 202-212.

Gao, J., Sun, L. and Gen, M., 2008, A Hybrid Genetic And Variable Neighborhood Descent Algorithm For Flexible Job Shop Scheduling Problems, *Computers&Operations Research*, 35 (9), 2892-2907.

Gencer, C. ve Bali, Ö., 2010, Parçacık Sürü Optimizasyonu Algoritması ile U-Tipi Hat Dengeleme, *Kara Harp Okulu Bilim Dergisi*, 20 (1), 195-223.

Güler, İ. ve Übeyli, E. D., 2004, Dalgacık Dönüşümü ile EEG İşaretlerinden Çıkarılan Öznitelik Vektörleri Üzerinde İstatistiksel İşlemlerin Gerçekleştirilmesi, *Elektrik-Elektronik-Bilgisayar Mühendisliği Sempozyumu ELECO-2004*, 230-234, Bursa.

Güler, İ. and Übeyli, E.D., 2005, ECG beat classifier designed by combined neural network model, *Elsevier Science Pattern Recognition*, 38, 199-208.

Güler, T., 2002, Aritmi ve Elektrokardiyografi [online] , http://lokman.cu.edu.tr/anestezi/tayfunguler/files/aritmiler.htm, [Ziyaret tarihi 14 Mart 2013]

Haykin, S., 1994, Neural Networks: A Comprehensive Foundation. *New York: Macmillan.*

Hebb, D. O. , 1949, The Organization of Behavior. *New York: Wiley & Sons.*

Hema, C.R., Paulraj, M.P., Nagarajan, R., Yaacob, S. and Adom, A.H., 2008, Application of Particle Swarm Optimization for EEG Signal Classification, *Biomedical Soft Computing and Human Sciences*, 13 (1), 79-84.

Iung B., Baron, G., Butchart, E.G., Delahaye, F., Gohlke-Barwolf, C., Levang, O.W., Tornos, P., Vanoverschelde, J.L., Vermeer, F., Boersma, E., Ravaud, P. And Vahanian, A., 2003, A prospective survey of patients with valvular heart disease in Europe: The Euro Heart Survey on Valvular Heart Disease, *European Heart Journal,* 24, 1231–1243.

Jiapu, P. and Willis, J.T, 1985, A Real-Time QRS Detection , *IEEE Transactions On Biomedical Engineerin*g, 32 (3).

Kahramanlı, H. and Allahverdi, N., 2009, Extracting rules for classification problems: AIS based approach, *Expert Systems with Applications*, 36, 10494–10502.

Karlık, B. and Olgaç, V.A., 2011, Performance Analysis of Various Activation Functionsin Generalized MLP Architectures of Neural Networks , *International Journal of Artificial Intelligence and Expert Systems*, 1 (4), 111-122.

Karlık, B. and Harman, G., 2013, Computer-Aided Software for Early Diagnosis of Eerythemato-squamous Diseases, *ELNANO 2013 (IEEE XXXIII International Scientific Conference on Electronics andNanotechnology)*, 276-79, Kiev, Ukraine.

Kennedy, J. and Eberhart, R., 1995, Particle Swarm Optimization, *Proceedings of IEEE International conference on Neural Networks*, Avustralya, 1942-1948.

Kennedy, J. and Eberhard, R.C., 1997, A Discrete Binary Version Of The Particle Swarm Optimization, *Proc. Of The Conference on Systems, Man, and Cybernetics SMC97*, 4104-4108.

Kohavi, R., 1995, A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection, *Proc. IJCAI'95 Conf.*

Kulluk, S., 2009, Karınca Koloni Optimizasyonu ile Yapay Sinir Ağlarından Kural Çıkarımı, Yüksek Lisans Tezi, *Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Kayseri.

Liu, B., Wang, L. and Jin, Y., 2008, An Effective Hybrid Pso-Based Algorithm For Flow Shop Scheduling With Limited Buffers, *Computers&Operations Research*, 35 (9), 2791-2806.

McAndrew, A., 2004, Digital Image Processing with Matlab, USA.

McClelland, 1986, Cambridge MA:*M.I.T Press*, 318-62.

Mishra, S. and Patra, S.K., 2008, Short Term Load Forecasting using a Neural Network trained by A Hybrid Artificial Immune System, *2008 IEEE Region 10 Colloquium and the Third International Conference on Industrial and Information Systems*, Kharagpur, INDIA December 8 -10, 82.

Mohemmed, A.W., Sahoo, N.C. and Geok, T.K., 2008, Solving Shortest Path Problem Using Particle Swarm Optimization, *Applied Soft Computing*, 8 (4), 1643-1653.

Ninomiya, H. and Zhang, Q.J., 2008, Particle with Ability of Local Search Swarm Optimization:PALSO for Training of Feedforward Neural Networks, *2008 IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, Hong Kong, 3009-3014.

Özbay, Y., 1999, EKG Aritmilerini Hızlı Tanıma, Doktora Tezi, *Selcuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Konya.

Özbay, Y., and Karlık, B., 2001, A recognition of ECG arrhytmias using artificial neural network, *Proceedings-23. Annual Conference – IEEE/EMBS*, İstanbul, Turkey

Özbay, Y., Ceylan, R. and Karlık, B., 2006, A Fuzzy Clustering Neural network Architecture for Classification of ECG Arrhythmias, *Computers in Biology and Medicine*, 36, 376-388.

Öztemel, E., 2006, Yapay Sinir Ağları, *Papatya Yayıncılık*, İstanbul.

Özşen, S., 2008, Biyomedikal Sınıflama Problemleri İçin Problem-Tabanlı Bir Yapay Bağışıklık Sisteminin Geliştirilmesi ve Biyomedikal Sınıflama Problemlerine Uygulanması, Doktora Tezi, *Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Konya.

Pan, Q., Tasgetiren, M.F. and Liang, Y., 2008, A Discrete Particle Swarm Optimization Algorithm For The No-Wait Flowshop Scheduling Problem, Computers *& Operations Research*, 35 (9), 2807-2839.

Rangayyan, R. M., 2002, Biyomedikal Sinyal Analizi , 178- 179.

Rodriquez, J., Goni, A. and Illarramendi, A., 2005, Real-Time Classification of ECGs on a PDA, *IEEE Trans. on Information Technology in Biomedicine*, 9 (1), 23-34.

Rumelhart, D. E., Hinton, G. E. and Willams, R. J., 1986, Learning Internal Representations by Error propagation, *Parallel Distributed Processing*, vol.1, chap. 8.

Sağıroğlu, Ş., Beşdok, E. ve Erler, M., 2003, Mühendislikte Yapay Zeka Uygulamaları-1/Yapay Sinir Ağları, *Ufuk Kitap Kırtasiye Yayıncılık Ltd. Şti.*, Kayseri.

Sarker, R. A. and Newton, C. S., 2008, Optimization modelling : a practical introduction, *Boca Raton, FL : CRC Press*, ISBN 9781420043105.

Salman, A., Ahmad, I. and Al-Madani, S., 2003, Particle Swarm Optimization For Task Assignment Problem, *Microprocessors and Microsystems*, 26, 363–371.

Semmlow, J. L., 2004, Biosignal and Biomedical Image Processing-MATLAB Based Application, *Marcel Decker*, Inc.

Serdengeçti, Ç., 2008, Biyomedikal İşaretlerin Ayrıştırılması, Yüksek Lisans Tezi, *Ege Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, İzmir.

Sezer, E., 2008, Epilepsi Teşhisi için EEG Sinyal Analizi, *Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Konya.

Sha, D.Y. and Hsu, C., 2006, A Hybrid Particle Swarm Optimization For Job Shop Scheduling Problem, *Computers & Industrial Engineering*, 51, 791–808.

Silverman, M. E. and Meyer, R. J., 1983, Electrocardiography: Basic Concepts and Clinical Applications, *McGarwhill Com*, New York.

Tamer, S. ve Karakuzu, C., 2006, Parçacık Sürüsü Optimizasyon Algoritması ve Benzetim Örnekleri, *Kocaeli Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Bölümü*, Kocaeli.

Tasgetiren, M.F. and Liang, Y.C., 2003, A Binary Particle Swarm Optimization Algorithm For Lot Sizing Problem, *Journal of Economic and Social Research*, 5 (2), 1–20.

Tasgetiren, M. F., Sevkli, M., Liang, Y. C. and Gencyilmaz, G., 2004, Particle Swarm Optimization Algorithm For Permutation Flowshop Sequencing Problem, *Lecture Notes in Computer Science*, Springer-Verlag. 3172, 382–390.

Tewolde, G.S. and Hanna, D.M., 2007, Particle Swarm Optimization for Classification of Breast Cancer Data using single and Multisurface Methods of Data Seperation, *IEEE EIT 2007 Proceedings*, 443-446.

Tezel, G., 2007, Biyomedikal İşaretlerin Yeni Bir Adaptif Aktivasyon Fonksiyonlu Yapay Sinir Ağı İle Sınıflandırılması, Doktora Tezi, *Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Konya.

Uçak, D., 2005, Elektrokardiyografi, *Nobel Tıp Kitabevleri.*

Übeyli, E.D. and Guler, I., 2003, Neural network analysis of internal carotid arterial Doppler signals: predictions of stenosis and occlusion, *Expert Systems with Applications*, 25, 1-13.

Xiaoping, C., He, H., 2011, Immune Feedforward Neural Network for Fault Detection, *Tsınghua Scıence And Technology*, 16 (3), 272-277.

Werbos, P.J., 1974, Beyond Regression: New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Sciences, PhD Thesis, *MA: Harvard University*, Cambridge.

Yalçın, N., 2012, Sezgisel Algoritma Öğrenmeli Yapay Sinir Ağları İle Epilepsi Hastalığının Teşhisi, Yüksek Lisans Tezi, *Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Konya.

Yan, G., Yaoguang, W., Dongmei, F., Wei, Z. and Shurong, N., 2006, Research and Application of a New Artificial Immune Algorithm Which Based on SOM Neural Network, *IEEE*, 1080-1083.

Yücelbaş, C., 2012, Elipsoid Tanıma Çemberli Bir Yapay Bağışıklık Sistemi Tasarımı Ve Sınıflama Problemlerindeki Performans Analizi, Yüksek Lisans Tezi, *Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Konya.

Zobolas, G.I., Tarantilis, C.D. and Ioannou, G., 2009, Minimizing Makespan in Permutation Flow Shop Scheduling Problems Using A Hybrid Metaheuristic Algorithm, *Computers & Operations Research*, 36 (4), 1249-1267.

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı : Şule YÜCELBAŞ
Uyruğu : T.C.
Doğum Yeri ve Tarihi : Tokat / 09.11.1987

Telefon : 0332-223 19 93 - 0542 671 13 07
Faks : ---
e-mail : syucelbas@selcuk.edu.tr

EĞİTİM

Derece		Adı, İlçe, İl	Bitirme Yılı
Lise	:	**Adana Erkek Lisesi (Süper Lise) / Seyhan /Adana**	**2005**
Üniversite	:	**Marmara Üniversitesi / Kadıköy/ İstanbul**	**2010**

İŞ DENEYİMLERİ

Yıl	Kurum	Görevi
2011	**Milli Eğitim Bakanlığı**	**Öğretmen**
2011	**Hakkari Üniversitesi**	**Araştırma Görevlisi**
2012	**Selçuk Üniversitesi**	**Araştırma Görevlisi**

UZMANLIK ALANI

Bilgisayar Donanımı

YABANCI DİLLER

İngilizce

YAYINLAR

Yücelbaş, Ş. ve Tezel, G., 2012, EEG Sinyallerinin Sınıflandırılmasında Yapay Sinir Ağları ve Yapay Bağışıklık Sisteminin Kıyaslanması, *17. Biyomedikal Mühendisliği Ulusal Toplantısı-BİYOMUT 2012*, İstanbul, 3-5 Ekim (Yüksek Lisans seminerinden yapılmıştır).

Yücelbaş, Ş. and Tezel, G., 2013, The Classification Performance Comparison of ANN and PSO-NN on the Heart Diseases Diagnosis , *IADIS International Conference Intelligent Systems and Agents 2013*, 22-24 July, Prague, Czech Republic (Yüksek Lisans tezinden yapılmıştır).