



TÜRKİYE CUMHURİYETİ  
MARMARA ÜNİVERSİTESİ  
SAĞLIK BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**YAPAY SİNİR AĞLARI TEMELLİ SPORDA YETENEK  
YÖNLENDİRME KARAR DESTEK  
SİSTEMİ TASARIMI**

HANİFE KANAT USTA  
YÜKSEK LİSANS TEZİ

BEDEN EĞİTİMİ VE SPOR ANA BİLİM DALI

DANIŞMAN  
Dr. Öğretim Üyesi ADİL DENİZ DURU

2019 - İSTANBUL

## TEZ ONAYI

Kurum : Marmara Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü  
Programın seviyesi : Yüksek Lisans  
Anabilim Dalı : BEDEN EĞİTİMİ ve SPOR  
Tez Sahibi : Hanife KANAT USTA  
Tez Başlığı : YAPAY SİNİR AĞLARI TEMELLİ SPORDA YETENEK  
YÖNLENDİRME KARAR DESTEK SİSTEMİ TASARIMI  
Sınav Yeri : MARMARA ÜNİVERSİTESİ SPOR BİLİMLERİ KAMPÜSÜ  
Sınav Tarihi : 22.05.2019

Tez tarafımızdan okunmuş, kapsam ve kalite yönünden Yüksek Lisans Tezi olarak kabul edilmiştir.

### Danışman (Unvan, Adı, Soyadı)

Dr. Öğretim Üyesi Adil Deniz DURU

### Kurumu

Marmara Üniversitesi

### İmza

.....

### Sınav Jüri Üyeleri (Unvan, Adı, Soyadı)

Prof. Dr. Gökhan SİLAHTAROĞLU

İstanbul Medipol Üniversitesi

.....

Prof. Dr. Haldun AKPINAR

Marmara Üniversitesi

.....

Yukarıdaki jüri kararı Enstitü Yönetim Kurulu'nun 2-9 Mayıs 2019 tarih ve 12 sayılı kararı ile onaylanmıştır.

*F. Arıcıoğlu.*

Prof. Dr. Feyza ARICIOĞLU  
Sağlık Bilimleri Enstitüsü Müdürü

-Sınav evrakları 3 iş günü içinde ıslak imzalı tek kopya halinde Enstitüye teslim edilmelidir.

## BEYAN

Bu tez çalışmasının kendi çalışmam olduğunu, tezin planlanmasından yazımına kadar bütün safhalarda etik dışı davranışımın olmadığını, bu tezdeki bütün bilgileri akademik ve etik kurallar içinde elde ettiğimi, bu tez çalışmayla elde edilmeyen bütün bilgi ve yorumlara kaynak gösterdiğimi ve bu kaynakları da kaynaklar listesine aldığımı, yine bu tezin çalışılması ve yazımı sırasında patent ve telif haklarını ihlal edici bir davranışımın olmadığını beyan ederim.

HANİFE KANAT USTA

İmza

## TEŐEKKÜR

Tez alıőmam sırasında kıymetli bilgi, birikim ve tecrübeleri ile bana yol gösterici ve destek olan deęerli danıőman hocam sayın Dr. Öğretim Üyesi Adil DENİZ DURU'ya, ilgisini ve önerilerini göstermekten kaçınmayan sayın Prof. Dr. Hasan Birol otuk'a sonsuz teőekkür ve saygılarımı sunarım.

alıőmalarım boyunca yardımını hiç esirgemeyen deęerli arkadaşım Yılmaz GÜLER'e, Ümit BAŐARAN'a teőekkürü bir bor bilirim.

alıőmalarım boyunca maddi manevi destekleriyle beni hiçbir zaman yalnız bırakmayan eőim Naci USTA' ya sonsuz teőekkür ederim.



## İÇİNDEKİLER

BEYAN.....	i
TEŞEKKÜR.....	ii
İÇİNDEKİLER .....	iii
ŞEKİLLER LİSTESİ .....	v
RESİMLER LİSTESİ .....	vi
TABLolar LİSTESİ.....	vii
KISALTMALAR .....	ix
ÖZET.....	1
ABSTRACT.....	2
1.GİRİŞ VE AMAÇ .....	3
2.GENEL BİLGİLER .....	7
2.1. Sporda Yetenek .....	7
2.2.Sporda Yetenek Seçimi.....	8
2.3. Yapay Sinir Ağları .....	9
2.4. Sınıflandırıcılar .....	11
2.5. Sınıflandırma Yöntemleri.....	12
2.5.1. Diskriminant Analizi.....	12
2.5.2. Regresyon Analizi.....	13
2.5.3.Karar Ağaçları.....	15
2.5.4.Karışıklık Matrisi .....	17
3.GEREÇ VE YÖNTEM .....	18
3.1.Fiziki Performans Ölçüm ve Testleri .....	18
3.1.1.Boy uzunluğu (cm).....	18
3.1.2. Kulaç uzunluğu (cm).....	19
3.1.3. Vücut ağırlığı (kg).....	19
3.1.4. 20 m sürat koşusu (sn) .....	20
3.1.5. Dikey sıçrama (cm).....	20
3.1.6. 1 kg sağlık topu fırlatma (m).....	21
3.1.7. Sırt kuvveti.....	22
3.1.8.El sıkma kuvveti.....	23
3.2.Yöntem.....	25

3.2.1. C4.5 .....	25
3.2.2. Çok Katmanlı Algılayıcılar (MLP) .....	26
3.2.3. Destek Vektör Makineleri (SVM).....	27
3.2.4. Sınıflandırıcıların Uygulandığı Gereçler.....	27
4.BULGULAR .....	29
4.1.Karar Ağacı Bulguları .....	31
4.1.1.Karar Ağacı Örnek Veri Sınıflandırması .....	31
4.1.2.Karar Ağacı Sınıflandırması .....	37
4.2.Çok Katmanlı Algılayıcılar Bulguları (Multilayer Perceptron).....	39
4.2.1. Çok Katmanlı Algılayıcılar Örnek Veri (MLP).....	39
4.2.2.Çok Katmanlı Algılayıcılar (MLP) Sınıflandırma .....	40
4.3.Destek Vektör Makinaları (Support Vector Machine).....	43
4.3.1.Destek Vektör Makinaları (SVM) Örnek Sınıflandırması .....	43
4.3.1.Destek Vektör Makinaları (SVM) Sınıflandırma.....	44
4.4.Bulguların Karşılaştırılması .....	46
5.TARTIŞMA .....	47
6.SONUÇ ve ÖNERİLER.....	51
7.KAYNAKLAR .....	53
8.EKLER.....	61
9.ÖZGEÇMİŞ .....	64

## ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1: Karar ağacı kök – düğüm - çıktı görüntüsü (1).....	16
Şekil 2: Bilgi kazanım formülü .....	26
Şekil 3: İleri beslemeli sinir ağ yapılarının, bir ve diğer hücreler birinci ikinci ve diğer gizli katmanda yer alan hücrelere bağlıdır (1) .....	26
Şekil 4: Kümelerdeki venn diyagramı yardımıyla sınıflandırma (1) .....	31
Şekil 5: Örnek veride bilgi hesaplama formülü (1).....	32
Şekil 6: Örnek veride boy hesaplama formülü (1).....	33
Şekil 7: Örnek veride sürat hesaplama formülü (1) .....	34
Şekil 8: Örnek veride kuvvet hesaplama formülü (1) .....	34
Şekil 9: Örnek Veri Karar Ağacı Çıktısı (1) .....	36
Şekil 10: Destek Vektör Makinaları Doğrusal Ayrımı (1).....	44

## RESİMLER LİSTESİ

Resim 1: Boy Ölçümü (1) .....	18
Resim 2: Kulaç Uzunluğu Ölçümü (1) .....	19
Resim 3: Vucut Ağırlığı Ölçümü (1) .....	19
Resim 4: 20m Sürat Koşusu (1) .....	20
Resim 5: Dikey Sıçrama (1).....	21
Resim 6: 1kg Sağlık Topu Atma (1) .....	21
Resim 7: Sirt Kuvveti (1).....	22
Resim 8: El Sıkma Kuvveti (1) .....	23
Resim 9: Esneklik Testi (1).....	23
Resim 10: Durarak Uzun Atlama (1) .....	24



## TABLolar LİSTESİ

Tablo 1: Çeşitli Spor Dallarında Antrenman Bölümlerine Başlama Yaşı (Dündar, 1998). .....	8
Tablo 2: Doğru pozitif – yanlış pozitif tablosu (1) .....	17
Tablo 3: Örnek veri seti (1).....	29
Tablo 4: Boy branşlarının, fiziksel ve motorik özelliklerinin antrenör değerlendirme sıralaması (1).....	30
Tablo 5: Çabukluk branşların fiziksel ve motorik özelliklerinin antrenör değerlendirme sıralaması (1).....	30
Tablo 6: Kuvvet branşların fiziksel ve motorik özelliklerinin antrenör değerlendirme sıralaması (1).....	30
Tablo 7: Örnek Karar Ağacı Verisi (1) .....	32
Tablo 8: Örnek veri hesaplamalarından elde edilen karar ağaç kökü (1) .....	35
Tablo 9: 7 yaş erkek detaylı doğruluk sınıflandırması (1) .....	37
Tablo 10: 7 yaş kız detaylı doğruluk sınıflandırması (1) .....	37
Tablo 11: 8 yaş erkek detaylı doğruluk sınıflandırması (1) .....	38
Tablo 12: 8 yaş kız detaylı doğruluk sınıflandırması (1) .....	38
Tablo 13: 9 yaş erkek detaylı doğruluk sınıflandırması (1) .....	39
Tablo 14: 9 yaş kız detaylı doğruluk sınıflandırması (1) .....	39
Tablo 15: Örnek MLP Verisi (1).....	40
Tablo 16: 7 yaş erkek MLP doğruluk tablosu (1) .....	41
Tablo 17: 7 yaş kız MLP doğruluk tablosu (1) .....	41
Tablo 18: 8 yaş erkek MLP doğruluk tablosu (1) .....	41
Tablo 19: 8 yaş kız MLP doğruluk tablosu (1) .....	42
Tablo 20: 9 yaş erkek MLP doğruluk tablosu (1) .....	42
Tablo 21: 9 yaş kız MLP doğruluk tablosu (1) .....	42
Tablo 22: SVM Örnek Veri (1).....	43
Tablo 23: 7 Yaş Kız Destek Vektör Makinaları Sınıflandırma Raporu (1).....	44
Tablo 24: 7 Yaş Erkek Destek Vektör Makinaları Sınıflandırma Raporu (1) .....	45
Tablo 25: 8 Yaş Kız Destek Vektör Makinaları Sınıflandırma Raporu (1).....	45
Tablo 26: 8 Yaş Erkek Destek Vektör Makinaları Sınıflandırma Raporu (1) .....	45
Tablo 27: 9 Yaş Kız Destek Vektör Makinaları Sınıflandırma Raporu (1).....	45

Tablo 28: 9 Yaş Erkek Destek Vektör Makinaları Sınıflandırma Raporu (1) ..... 46  
Tablo 29: Tüm Yaş Grupları Doğruluk % Karşılaştırma Tablosu (1) ..... 46



## **KISALTMALAR**

MLP: Multilayer Perceptron

SVM: Support Vector Machine



## **ÖZET**

### **Yapay Sinir Ağları Temelli Sporda Yetenek Yönlendirme Karar Destek Sistemi Tasarımı**

**Öğrencinin Adı:** Hanife KANAT USTA

**Danışman:** Dr. Öğretim Üyesi Adil Deniz DURU

**Anabilim Dalı:** Beden Eğitimi ve Spor Anabilim Dalı

Sporsal yetenek seçimi ve sporcuların değerlendirilmesinde son yıllarda veri biliminin analiz metodlarına sıklıkla başvurulmaya başlanmıştır. Sporcu adayların motorik ve fiziksel ölçümlerinden yola çıkarak, hangi spor dalına yatkın olduklarının belirlenmesi, eğitim ve kaynak planlanması açısından önem taşımaktadır. Bu çalışma kapsamında, motorik ve fiziksel ölçümlerden yola çıkarak, katılımcıların hangi spor dallarında gelişime elverişli olduklarının belirlenmesine yönelik bir sınıflama sistemi önerilmesi hedeflenmiştir.

Yedi, sekiz, dokuz yaşlarında olan 5427 katılımcıdan gerçekleştirilen ölçümler ile antropometrik ve motorik özellik değerleri kayıt edilmiştir. Daha önceden uzman görüşüne başvurularak yapılan değerlendirme sonuçları gerçek değer olarak kabul edilerek, gözetimli sınıflandırma sonuçları ile karşılaştırılıp, sınıflandırıcıların başarımları hesaplanmıştır. Bu çalışmadaki sınıflar çabukluk (G), kuvvet (F), boy (E) ve diğer grup (H) olarak belirlenmiştir. C4.5 algoritması ile dört grupta yedi, sekiz ve dokuz yaş verileri ortalama %77.6 başarı oranı ile sınıflandırılırken, çok katmanlı algılayıcılar kullanılarak yapılan sınıflandırmada başarı oranı ortalama %88.6, destek vektör makinalarında ise ortalama sınıflandırma başarısı %87.6 olarak görülmüştür.

Bu çalışmada ölçümleri yapılan katılımcıların, fiziksel ve antropometrik özellikleri, veri madenciliği teknikleri kullanılarak sınıflandırılmıştır. Bu sınıflandırma branş özellikleri ve antrenör görüşlerini içerdiğinden dolayı öncü olma niteliği taşıyan objektif modeller ortaya koymuştur.

**Anahtar sözcükler:** Yetenek seçimi, Sınıflandırma, Yapay sinir ağı

## **ABSTRACT**

### **Decision Support System Design for Ability Orientation in Artificial Neural Networks**

**Student Name:** Hanife KANAT USTA

**Supervisor:** Assist. Prof. Adil Deniz DURU

**Department:** Physical Education and Sports Department

In recent years, the methods of analyzing data science have been frequently applied in the selection of the sports talent and evaluation of the athletes. Determining the sports branch based on the motoric and physical measurements of the athletes, is important in terms of training and resource planning. Within the scope of this study, a classification system for determining which branches of sports are suitable for development is aimed to be proposed.

The measurements of anthropometric and motor characteristics of 5427 participants from ages of seven, eight and nine were recorded. The results of the evaluation made based on the expert opinions were considered as the actual value and compared with the supervised classification results and the performances of the classifiers were calculated. The classes in this study were determined as quickness (Q), force (F), height (E) and another group (H). While, the data of seven, eight and nine ages in four groups were classified with 77.6% success rate with the C4.5 algorithms, the success rate of the classifications made based on multilayer perceptron is observed as 88.6% and an average of %87.6 classification accuracy was observed for support vector machine.

In this study, the physical and anthropometric characteristics of the participants were measured by using data mining techniques. Since this classification includes branch characteristics and coach opinions, it has introduced pioneering objective models.

**Key Words:** Talent selection, Classification, artificial neural network

## 1.GİRİŞ VE AMAÇ

Sporun bireye ve topluma kazandırdıkları göz önünde bulundurulduğunda, devamlılık arz eden sosyal bir ihtiyaç olgusu haline geldiği yadsınamaz bir gerçeklik oluşturmaktadır. Spor bireyi toplumsal açıdan üretken hale getirirken, Uluslararası şampiyonalar da toplumları ortak duygu ve düşünce temellerinde birleştirir. Sporda başarıyı yakalayan toplumlar kendilerinden söz ettirmeyi başarırlar. Hırata; olimpiyat sporcuları üzerinde yaptığı araştırmaları takiben “en yetenekli gençleri bulup, sporda yönlendirmeyen ülkeler, uluslararası başarıdan her zaman yoksun olacaklardır” demiştir ve sporcuyu seçmek için bir sistemin gerektiğini de vurgulamıştır (Coşan ve Demir, 2001). Sporcuların dahil oldukları spor branşlarında başarıyı yakalayabilmek için, ufak yaşlarda sahip oldukları özellikleri en doğru biçimde kullanabilecekleri branşlara yönlendirilmeleri, başarıyı yakalamalarında en temel ve en önemli adım olduğu düşünülmektedir. Yetenek seçimine yönelik çalışmalarda, pratikte uygulamada altın standart olan bir çerçeve on yıl öncesine kadar ortaya konamamıştır (Vaeyens, 2008). Sporsal yetenek denildiğinde kalıtsal ya da sonradan kazanılmış davranış koşulları nedeniyle sporsal verimler için özel bir yatkınlığa ya da üst düzeyde yatkınlığa sahip olduğu düşünülen bireyler anlaşılmaktadır (Karl, 2001). Bu durumda, yetenekli çocukları seçmek için biyolojik, motorik ve psikolojik ölçüler uzmanlarca kullanılarak sistematik bir çalışma yapılmalıdır. Seçim işlemi spor dalının kendine özgü, ulusal ve uluslararası düzeyde yüksek verime ulaşmış sporcuların özelliklerini de göz önünde bulunduran ölçeklere ve norm değerlere göre de yapılabilir (Muratlı ve ark., 2008). Elit sporcu olabilecek kişilerin küçük yaşlardan tespit edilmesi ve uygun branşa yönlendirilmesi günümüzde önem arz etmektedir. Bu yönde yapılan bir çalışmada, beden eğitimcilerin bilim insanları ile eşgüdümlü çalışarak, kişilik yeteneklerini izlemeleri gerektiği ifade edilmiştir (Buekers, 2015). Ayrıca yapılan çalışmalara göre yeteneğin belirlenmesi kadar takip sürecide oldukça önemlidir (Buekers, 2015).

Yetenek seçiminde başlıca iki yöntem uygulanmaktadır. Bunlar doğal seçim ve bilimsel seçimdir (Bompa,1998). Sporcunun içinde bulunduğu ortamdan dolayı seçtiği

spor branşına katılması ya da okulunda ki beden eğitimi öğretmenin teşvikiyle branşa dahil olması doğal seçim yöntemine girmektedir. Bu şartlarda sporcunun kendi sahip olduğu fiziksel ve motorik özellikler için uygun olan branşa dahil olma şansı tamamen tesadüfi olasılığa bırakılmış olmaktadır. Ancak bilimsel yöntemle seçilen sporcular için doğru antrenman metotları uygulandığı takdirde başarıya giden yolda avantajlı olarak mesafe kat edilmiş olunacağı düşünülmektedir. Bilimsel yöntemle seçime tabi tutulan sporcuların sahip oldukları potansiyeli ortaya çıkarabilecekleri ortamlara ulaşmaları sağlanacağı için, fiziksel ve motorik gelişimleri daha etkili ve daha başarılı şekilde gerçekleşeceği düşünülmektedir.

Elit sporcu yetiştiren antrenörler branşlarında edindikleri bilgi ve becerileri, tecrübeleriyle zenginleştirdiklerinde kendilerini uzman olarak görürken, spor bilimcilerde yalnızca yapılan ölçümlerin gerçekliği temsil edebileceğine dair güçlü bir inanca sahiptirler (Buekers, 2002). Sporda başarı için bu iki düşünce de harmanlanmalıdır.

Literatürde yakın zamanda yapılan çalışmalarda, takım oyunu için oyuncuların pozisyonlarının belirlenmesi amacıyla, kalitatif ve sayısal yöntemler kullanılmıştır. Sayısal yöntemlerden, Bayesçi ağlar, Karar ağaçları ve k-yakınlık komşuluğu kişisel önyargıları elimine ederek karar vermede yüksek doğruluklara ulaştığı gösterilmiştir (Razali, 2017). Antrenörlerin becerileri spesifik bilgilerinden ileri geldiği düşünülmektedir. Bu bilgilerin değerlendirilmesinde ise gelişen teknolojiye dayanarak faydalandığı takdirde başarıya ulaşma olasılığının yükseleceği düşünülmektedir. Bu amaçla veri analizinden yararlanılabilir. “Veri analizi en basit tanımla verinin toplanması, düzenlenmesi, modellenmesi ve bilgiye erişimin denemesidir” (Akpınar, 2014). Veri madenciliğinde sınıflandırma ve kümeleme iki ana grubu oluşturmaktadır. Sınıflandırma veri dizisinin istatistik ve makine öğrenimi yöntemleri kullanılarak önceden belirlenen sınıflara atanması işlemidir (Akpınar, 2014). Doğrusal sınıflandırmada iki sınıfın doğrusal ayrıldığı varsayılır. Sınıfların dağılımları modellenmezken, ayırtaç kuralları belirlenir. Bu yaklaşımda olabilirlik ya da sonsal dağılımlar kestirilemezken, ayırtaç için model oluşturulur. Oluşturulan bu modeller sınıflar arasında ki sınırların biçimiyle ilgilidir. Sınıflar içinde ki girdilerin dağılımlarıyla ilgilenmemektedir. Yani oluşturulan sınıfların biçimi yerine sınıfları oluşturan çizgilerin biçimini kapsayan modelin ortaya konmaya çalışılmasıdır

(Alpaydın, 2011). Kümeleme işlemi için denetimsiz öğrenme yöntemlerinden biri olarak k-ortalama algoritması gösterilebilir. Algoritmanın mantığında kümelenecek bilgilerin küme içi benzerliklerinin maksimum, kümeler arası benzerliklerin ise minimum düzeyde olması istenir (Hartigan, 1979). Kümeleme ve sınıflandırma sonuçlarının, sporcuların yönlendirilmesinde büyük önem taşıdığı açık olarak görülmektedir. Yapay sinir ağlarının insandan alınan ölçümlerin modellenmesinde kullanımı yaygınlaşmaktadır. Egzersiz sırasında elde edilen verilerden yola çıkılarak, fiziksel aktivitenin metabolik karşılığının hesaplanması amacıyla (Staudenmayer, 2009), yüzücülerin performansının modellenmesinde (Jose Silva, 2007), 20 metre mekik koşusunda maksimum oksijen kullanabilme kapasitesinin kestiriminde (Ruiz, 2008), hentbol oyununda şut performansına dair örüntülerin oluşturulmasında (Akl, 2017) yapay sinir ağları kullanılmaktadır.

Günümüzde bilgisayar bilimindeki gelişmeler büyük boyutlu verilerin işlenmesini kolaylaştırmış ve bilgi çıkarımını hızlandırmıştır. Yakın zamanda, Wood ve ark. tarafından gerçekleştirilen çalışmada, oyuncular teknik yeteneklerine göre mevkiler üzerinden sınıflandırılmıştır (Wood, 2018). Yine oyuncuların yetenek ölçütleri temel alınarak, Bayesçi ağlar, Karar ağaçları ve k-en yakın komşuluk metodları kullanılarak, mevkilerinin belirlendiği bir çalışma gerçekleştirilmiştir (Razali, 2017).

Tüm bu gelişmeler, yetenek yönlendirme karar destek sisteminin, oyuncuların branşlara yönlendirilmesinde ne denli önem taşıdığına bir göstergesi olduğu düşünülebilir.

Bu çalışma kapsamında fiziksel ve motorik özellikleri içeren parametreleri girdi olarak kabul edecek yapay sinir ağları temelli sınıflandırma yöntemleri ile yetenek sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmesi hedeflenmektedir. Girdi verilerini farklı kombinasyonları ile kullanarak, sınıflandırma işlemi gerçekleştirilip, sporcu adaylarının yeteneklerine göre gruplandırılmaları amaçlanmaktadır. Sınıflandırma işlemi ile sporcunun hangi spor dalına daha uygun olduğu fikrini destekleyecek bir karar destek sistemi oluşturulması planlanmaktadır.

Bu çalışma kapsamında yapay sinir ağları temelli bir sınıflandırıcı kullanılarak uzman görüşü ile etiketlenmiş verilerde sınıflandırma başarımı ortaya konmuştur.



Ayrıca karar ağaçları (C4.5 algoritması) etiketlenmiş veriler ile karar kuralları ortaya konulmuştur.

Bu çerçevede, boy uzunluğu (cm), vücut ağırlığı (kg), kulaç uzunluğu, 1 kg sağlık topu fırlatma, durarak uzun atlama, dikey sıçrama, 20m sürat, esneklik, sağ pençe kuvveti, sol pençe kuvveti, sırt kuvveti parametreleri girdi olarak kabul edilip on bir tane boyut oluşturulup, branşların milli takım antrenörlerinin geçmişe dayalı tecrübelerinden oluşturulacak bilgi ve literatür bilgisiyle beraber sistemi eğitmek için kullanılmıştır. Doğrusal sınıflandırma sistemi bu eğitimi kullanarak yapay sinir ağları ile modellenmiştir.

Bu çalışma kapsamında, Gaziosmanpaşa İlçesinde İlkokul 2. 3 ve 4.sınıfta okuyan öğrencileri kapsayan Sporda Yetenek Tespiti ve Spora yönlendirme projesi çerçevesinde toplanan veriler kullanılmıştır.

## 2.GENEL BİLGİLER

### 2.1. Sporda Yetenek

Yetenek standart ölçülerin üzerinde fark edilebilir düzeyde olan fakat gelişimini tamamlamamış kabiliyet olarak tarif edilebilir (Saçaklı, 1998). Kişinin yeteneği dahil olduğu grup içi davranışını ve performansını etkileyen çok önemli bir faktördür. Sahip olduğu doğal yetenek ve bu yeteneğini geliştirebileceği öğrenme ortamından dolayı iki aşamalı olduğu düşünülmektedir (Yalçınay, 2000). Kişinin spor da sanat da okul hayatında ve hatta meslek yaşamında başarılı olabilmesi doğuştan getirdiği yetenekle birlikte eğitimle geliştirilebilmesi gerektiği düşünülmektedir (Yalçınay, 2000).

Yetenek henüz tamamlanmamış bir süreç olarak algılanmakla beraber, saptandıktan sonra uygun yönlendirme ve eğitimin doğrultusunda performansın gelişmesi beklenmektedir (Bayar, 1993). Spor bilimlerinde bazı eğitimcilere göre yetenek ortaya konan performansın ya da sergilenen hareketin yüksek düzeyde süratli ya da başarıyla yapılması için kişide doğuştan var olması gereken psiko-fizyolojik, antropometrik ve morfolojik özelliklerin tümü olduğu düşünülmektedir. Sporda yetenek seçimi ve geliştirilmesi spor dalında ortaya konan performansın en yüksek düzeyde sergilenmesi için o spor dalına ait olan bireylerin gerek kalıtsal gerekse sonradan geliştirilmiş olan özelliklerinin kişilerin performansını belirlemede en önemli etken olduğu düşünülmektedir (Çetin, 1996).

Bir kimsenin yetenek kriterleri çerçevesinde göstermiş olduğu verim değeri performans olarak adlandırılabilir (Gençler, 1998). Müsabaka sırasında gösterilen verimde bize performans hakkında bilgi verir. Sporcunun performansını etkileyen iç ve dış faktörler olduğu düşünülmektedir. Antrenman düzeyi, fiziksel uygunluk, yaş, cinsiyet, motivasyon, beslenme, stres gibi etkenleri iç faktörler olarak değerlendirebilmekteyiz. Sıcaklık, performansın ortaya konduğu zemin, nem, kullanılan malzeme gibi etkenler ise dış faktörler olarak adlandırılabilir (Kuter ve Öztürk 1997).

Üst düzey performans sergileyebilecek kişilerin çok küçük yaşlarda uygun fiziksel özelliklere adapte olmaya başlamaları ve olağanüstü kabiliyete sahip olmaları gerektiği düşünülmektedir (Özer, 1993).

Sporcunun olgunluk döneminde başarılı bir performansı ortaya koyabilmesi için çocukluk döneminden itibaren öğrenim basamaklarının ve fizyolojik gelişiminin aynı doğrultudan devam etmesi gerektiği düşünülmektedir (Özen, 1998).

Badminton, Cimnastik, Dalma, Kayak, Yüzme ve Tenis gibi bazı spor branşlarında eğitimin erken başlamasının, sporcunun başarı kazanmasında etkili olduğu düşünülmektedir (Dündar, 1998).

**Tablo 1:** Çeşitli Spor Dallarında Antrenman Bölümlerine Başlama Yaşı (Dündar, 1998).

<b>Sporlar</b>	<b>Spor Uygulamasına Başlama Yaşı</b>	<b>Özel Antrenmana Başlama Yaşı</b>	<b>Yüksek Verim Antrenmanına Başlama Yaşı</b>
<b>Atletizm</b>	10-12	13-14	<b>18-23</b>
<b>Basketbol</b>	7-8	10-12	<b>20-25</b>
<b>Cimnastik (bayan)</b>	6-7	10-11	<b>14-18</b>
<b>Cimnastik (erkek)</b>	6-7	12-14	<b>18-24</b>
<b>Futbol</b>	10-12	11-13	<b>18-24</b>
<b>Yüzme</b>	3-7	10-12	<b>16-18</b>
<b>Tenis – Badminton</b>	6-8	12-14	<b>22-25</b>
<b>Voleybol</b>	<b>11-12</b>	<b>14-15</b>	<b>20-25</b>

## 2.2.Sporda Yetenek Seçimi

Üst düzeydeki yeteneklerin saptanması için eleme yolu yerine, yeteneklerin başarılı olabilecekleri spor branşlarına erken yaşta yönlendirilmesi ise sporda temel işlemin seçim olduğunu göstermektedir.

Fransa, Almanya, Amerika Birleşik Devletleri ve Balkan ülkelerinde yetenek seçimi ve yönlendirme ile ilgili önemli çalışmalar yapılmaktadır. Bulgaristan'da ki

spor okullarındaki spor branşlarında faaliyet gösteren 7 - 18 yaş arası 14900 ergen ve çocukta çeşitli antropometrik ölçümler yapılmış ve toplanan verilerden seçme ve yönlendirme hakkında bir takım bilgilere ulaşılmaya çalışılmıştır (Taşkıran, 1994).

Küresel olarak kabul görmüş az sayıda yetenek seçimi modeli vardır. Bunun bireysel sporlarda yapılan ölçümlerin takım sporlarında daha karmaşık bir hal almasından dolayı ve saha olaylarında yetenek ölçümlerinin mekanik bir süreç izlenmemesinden dolayı kaynaklandığı düşünülmektedir (Reilly ve ark., 2000).

Her spor branşının kendine özgü motorik gereklilikleri vardır. Branşa seçilecek olan çocuğun motorik özelliklerinin seçilen branşa uygun olup olmadığı hakkında bilgi sahibi olmamızı sağlayan bir takım testler vardır ve bu testlerin uygulanması bize branş seçiminde avantaj sağladığı düşünülmektedir (Zorba, 2001).

Uzun süredir özellikle futbol gibi profesyonel sporlarda yetenek seçimi daha belirgin olarak spor adamlarının, antrenörlerin ve yöneticilerin ilgisini çektiği düşünülmektedir (Morris, 2000).

Sporcuların fiziksel özelliklerin performansını sergiledikleri spor dalının özelliklerini ortaya koymada büyük bir öneminin olduğu düşünülmektedir. Olimpiyat sporcuları üzerinde yapılan araştırmalarda da sporcuların fiziksel özelliklerinin belirgin düzeyde ayırt edilebilir olduğu yönündedir (Açıkada ve ark., 2001).

Uygulanan antropometrik ve fiziksel testlerin sonucunda elimizde ki sporcuyu uygun branşa yönlendirmek, bizi istenmeyen zaman kaybından kurtardığı düşünülmektedir (Arıtan, 1994).

### **2.3. Yapay Sinir Ağları**

Yaygın bir kullanım alanına sahip, karmaşık problemleri kısa zaman diliminde çözmemize yardımcı olan bir sistemdir. Tek ana hücre sine algı (percept) denir. Biyolojik sinir ağlarına benzer bir oluşumu vardır. Problemi çözümleme geniş çaplı değerlendirmelerden yola çıkarak en alt seviyedeki bilgiye kadar derecelendirme yaparak çıktıyı saflaştırabilir (Nilsson, 1971).

Sinir ağları, bilgi işlem için bir beyin metaforunu temsil eder. Bu modeller, beynin aslında nasıl çalıştığının tam bir kopyası yerine biyolojik olarak kaynağıdır. Sinir

ağlarının, veriden “öğrenmesi”, parametrik olmayan doğası (yani, katı varsayımlar) ve genelleştirebilme yetenekleri nedeniyle pek çok tahmin uygulamalarında ve iş sınıflandırma uygulamalarında çok ümit verici sistemler olduğu görülmüştür.

Sinirsel hesaplama, makine öğrenimi için bir model tanıma metodolojisini ifade eder. Nöral bilgi işlemeden ortaya çıkan modele genellikle yapay bir sinir ağı (YSA) veya bir sinir ağı denir. Sinir ağları, desen tanıma, tahmin, tahmin ve sınıflandırma için birçok iş uygulamasında kullanılmıştır. Sinir ağı bilgi işlem, öznitelik madenciliği araç sisteminin önemli bir bileşenidir.

Sinir ağı yöntemi, sınıflandırma, kümeleme, öznitelik mühendisliği, tahmin ve belli bir bütünü tanıma için kullanılır. Veri madenciliği yoluyla, sinir ağı yöntemi, sinir ağın bağlandığı ağırlıkları (tekrarlanan yineleme veya kümülatif hesaplama dahil) yavaş yavaş hesaplanmaktadır. Sinir ağ modeli, geniş olarak aşağıdaki üç tipe ayrılabilir:

(a) İleriye dönük ağlar: Algı geri yayılma modelini ve işlev ağını temsilciler olarak görür ve esas olarak tahmin ve örüntü tanıma gibi alanlarda kullanılır (Gaur, 2012).

(b) Geri bildirim ağı: Hopfield ayrık modeli ve sürekli modeli temsilciler olarak kabul eder ve temelde birleştirici bellek ve optimizasyon hesaplaması için kullanılır (Gaur, 2012).

(c) Kendi kendini organize eden haritalar: uyumsal rezonans teorisi (URT) modelini ve Kohonen modelini temsilciler olarak görür ve temel olarak küme analizi için kullanılır (Gaur, 2012).

Daha pratik terimlerle, sinir ağları doğrusal olmayan istatistiksel veri modelleme araçlarıdır. Girişler ve çıktılar arasındaki karmaşık ilişkileri modellemek veya veride kalıp bulmak için kullanılabilirler. Veri ambarı şirketleri, veri madenciliği olarak bilinen süreçte veri kümelerinden bilgi toplamaktadır. Bu veri ambarları ve sıradan veri tabanları arasındaki fark, kullanıcıların daha bilinçli kararlar vermesine yardımcı olan verilerin gerçek bir manipülasyonu ve çapraz eşleştirme olmasıdır.

Sinir ağıları temel olarak üç parçadan oluşur: mimari veya model; öğrenme algoritması; ve aktivasyon fonksiyonları.

Sinir ağıları programlanır veya eğitilir, kalıpları veya veri tabanı girişlerini depolar, tanır ve ilişkilendirir; kombinatoriyal optimizasyon problemlerini çözmek; ölçüm verisinden gelen gürültüyü süzgeçlemek; Kötü tanımlanmış problemleri kontrol etmek; Özetle, fonksiyonların biçimini bilmediğimiz zaman örneklenmiş işlevleri tahmin etmek için. "Bu, yapay sinir ağlarını (YSA) bu şekilde veri madenciliğinde yaygın bir şekilde kullanan iki yetenek (örüntü tanıma ve fonksiyon kestirimi) niteliğindedir. Veri setleri büyük boyutlara ulaştıkça, otomatik işleme ihtiyacı açık hale gelir. "Modelsiz" tahmin edicileri ve ikili doğasıyla, sinir ağıları veri madenciliğine sayısız yoldan hizmet eder.

#### 2.4. Sınıflandırıcılar

Nesneleri veya canlıları niteleyen kavramları kullanarak oluşturduğumuz ayırt etme işlevidir. Bu kavramlar karşımıza öznitelik olarak çıkmaktadır (Akpınar, 2014).

Bulduğumuz çağda verileri kullanarak hata payı daha düşük çıktılar alabilmekteyiz, bu yöntemler öznitelikler üzerinde de uygulanabilmektedir.

Sınıflandırmada istenilen sonuca ulaşılması, sonuç fonksiyonunun belirlenmesidir.

Örneğin,

matematikte  $a=f(b)$ , a değerinin b veya b değerinin bir fonksiyonu olduğunu tespit eder. Bu tespit etme sürecinde çok değişkenli yöntemler olmasından dolayı fonksiyonu aşağıdaki şekilde yazabilmek mümkündür.

$$a = c_0 + c_1b_1 + c_2b_2 + \dots + c_nb_n + \epsilon$$

$c$ =özniteliklerin katsayılarını,  $b$ = öznitelikleri ve  $\epsilon$ =hata veya sapma değerini temsil etmektedir.

Yukarıda ki durumda uygulanan yöntemlerin ortak amacı a değeri ile b değeri arasındaki eşitliği sağlayacak c katsayılarının belirlenmesidir. Yukarıdaki eşitliği tam

olarak sağlanamaması durumunda oluşacak olan fark ise hata veya sapma olarak adlandırılır (Akpınar, 2014).

## **2.5. Sınıflandırma Yöntemleri**

Literatürde sıklıkla kullanılmakta olan çeşitli sınıflandırma yöntemlerine genel bir bakış aşağıda açıklanmıştır.

### **2.5.1. Diskriminant Analizi**

Diskriminant analiz, bir bilim ile alakalı alınan ölçümün sonlu sayıda farklı yığınlardan birine atanmasını gerçekleştiren istatistiksel bir teknik olarak tanımlanabilir. Diskriminant analizindeki hedef, minimum hata ile atama yapmaktır (Mamen, Tsydakov, 1999).

Diskriminant analizi, araştırmacı tarafından kriter veya bağımlı değişken kategorik olduğunda ve yordayıcı veya bağımsız değişken doğada aralık olduğunda analiz etmek için araştırmacı tarafından kullanılan bir tekniktir. Kategorik değişken terimi, bağımlı değişkenin bir dizi kategoriye ayrıldığı anlamına gelir. Örneğin, üç marka bilgisayar, Bilgisayar A, Bilgisayar B ve Bilgisayar C kategorik bağımlı değişken olabilir.

Diskriminant analizinin amacı, bağımlı değişkenin kategorileri arasında mükemmel bir şekilde ayırım yapacak bağımsız değişkenlerin doğrusal kombinasyonundan başka hiçbir şey olmayan diskriminant fonksiyonları geliştirmektir. Araştırmacı, gruplar arasında anlamlı değişkenler olup olmadığını yordayıcı değişkenler açısından inceler. Ayrıca sınıflandırma doğruluğunu değerlendirir.

Diskriminant Analizi iki grup ayırmak için kullanıldığında, Diskriminant Fonksiyon Analizi (DFA) denir; ikiden fazla grup varken – Kanonik Varyans Analizi (KVA) yöntemi kullanılmıştır.

1930'larda üç farklı insan - R.A. İngiltere'deki Fisher, ABD'de otelcilik ve Mahalanob Hindistan'da aynı sorunu üç farklı yaklaşımla çözmeye çalışmışlardır. Daha sonra Fisher doğrusal diskriminant fonksiyonu, Hoteling'in T2 testi ve

Mahalanobis D2 mesafesi yöntemleri, bugün Diskriminant Analizi olarak adlandırılan yöntemi oluşturmak için birleştirildi.

Diskriminant Analizi, istatistiksel bir araç olarak çeşitli faydalara sahiptir ve regresyon analizine oldukça benzerdir. Bağımlı değişkenle hangi yordayıcı değişkenlerin ilişkili olduğunu belirlemek ve yordayıcı değişkenlerin belirli değerlerini verilen bağımlı değişkenin değerini tahmin etmek için kullanılabilir.

Diskriminant Analizi ayrıca pazarlamacılar tarafından Algısal Haritalama oluşturmak için yaygın olarak kullanılır ve algılanan mesafeleri kullanan diğer yöntemlere göre bazı faydaları vardır; Ürünler arasında farklılık olup olmadığını kontrol etmek için önem testleri kullanma seçeneği ve iki ürün arasındaki mesafelerin çalışmanın içerdiği diğer ürünlerden etkilenmemesi gibi.

### **2.5.2. Regresyon Analizi**

Birden daha fazla değişken arasındaki sebep sonuç ilişkisini belirterek ve bu ilişki ile alakalı olarak tahminler veya kestirimler yapabilmek amacıyla kullanılır, bir anlamda ilginin rastgele bir değişkenin davranışını açıklayan matematiksel ifadelerin geliştirilmesini ifade eder (Rawlings ve ark.,1932).

Üç farklı metodu bulunmaktadır. Logistik analiz verileri farklı gruba ayırarak çalışırken; Doğrusal analiz iki girdi arasında ki pozitif doğruyu analiz eder. Bunlara ek olarak lineer olmayan ise iki veya daha fazla değişkenin analizinde kullanılmaktadır (Çokluk, 2010).

Regresyon analizi, bir yanıt değişkeni ile bir veya daha fazla yordayıcı değişken arasındaki ilişkiyi modellemek için kullanılır.

Örneğin, gıda tüketim miktarı ve ne kadar kilo aldığınız arasında bir bağlantı olduğunu tahmin edebilirsiniz; regresyon analizi bunu ölçmenize yardımcı olabilir. Son birkaç yıldır kilo alıyorsanız, aynı oranda kilo almaya devam ederseniz, on yıl içinde ne kadar kilo alacağınızı tahmin edebilir.



Basit regresyon;

Basit regresyon, iki sürekli (nicel) deęişken arasındaki ilişkileri özetlememize ve incelememize olanak saęlayan istatistiksel bir yöntemdir.

\* X olarak gösterilen bir deęişken, açıklayıcı veya bağımsız deęişken olarak kabul edilir.

\* Y harfi ile ifade edilen dięer deęişken, cevap, sonuç veya bağımlı deęişken olarak kabul edilir.

Basit doğrusal regresyon analizi kullanmadan önce, bu ön adımları takip etmek önemlidir:

\* Bağımlı deęişkendeki deęişime sebep olacak veya deęişecek olan bağımsız bir deęişken aramak

\* Bağımsız deęişken için geçmiş tutarların, bağımlı deęişkenin miktarı ile aynı dönemde gerçekleştięi bilinmeli,

\* Maliyet için (aylık elektrik faturası) y-ekseni ve etkinlik için x eksenini (elektrik faturasının tam süresi boyunca kullanılan makine saatleri) kullanılarak bir grafik üzerinde geçmiş gözlemleri çizilir,

\* Doğrusal bir model için ve herhangi bir aykırı deęer için çizilen gözlemleri gözden geçirilir,

\* Neden ve Sonuç olmadan korelasyon olabileceğini düşünölmelidir.

Çoklu regresyon;

Deęişken kümeleri arasında istatistiksel olarak anlamlı bir ilişki olup olmadığını görmek için çoklu regresyon analizi kullanılmıştır. Bu veri kümelerindeki eğilimleri bulmak için kullanılır.

Çoklu regresyon analizi, basit doğrusal regresyon ile neredeyse aynıdır. Basit doğrusal regresyon ve çoklu regresyon arasındaki tek fark, regresyonda kullanılan yordayıcıların ("x" deęişkenleri) sayısıdır.

Basit regresyon analizi, her bağımlı “y” değişkeni için tek bir x değişken kullanır. Örneğin: (x1, Y1).

Çoklu regresyon, her bağımsız değişken için çoklu “x” değişkenleri kullanır. Xi’ ler bağımsız değişkenleri ve Yde bağımlı değişkeni göstermek üzere en genel çoklu regresyon denklemi ;  $Y = \alpha + \beta_0X_1 + \beta_1X_2 + \beta_2X_3 + \dots + \beta_kX_k + u_i$

### 2.5.3.Karar Ağaçları

Bir işletme yönetimi tarafından tercihlerin, risklerin, kazançların, hedeflerin tanımlanmasında yardımcı olabilen ve birçok önemli yatırım alanlarında uygulanabilen, birbirini izleyen şansa bağlı olaylarla ilgili olarak çıkan çeşitli karar noktalarını incelemek için kullanılan bir tekniktir (Akpınar, 2014).

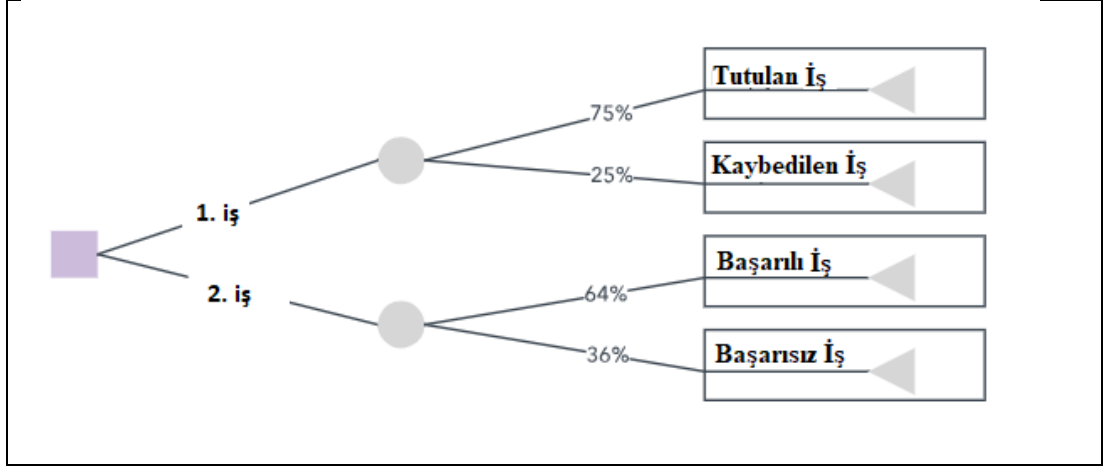
Belirlenmiş olan bir veya daha çok parametrelere göre verilerin sürekli olarak bölündüğü kontrol altında olan bir makina öğrenmesi türevidir. Karar ağacı algoritmaları ile tahmin ve sınıflandırma yapılabilmektedir (Haskell ve ark.,2007).

Bu tekniği uygularken farklı algoritmalar kullanılabilir veya üretilebilmektedir. Yaygın olarak kullanılan algoritmalar CLS ve AID ailesi algoritmaları, CART algoritması, QUEST algoritmasıdır (Rokach, Maimon 2005).

Bir karar ağacı, bir dizi ilgili seçimlerin olası sonuçlarının bir haritasıdır. Bir bireyin veya kuruluşun, maliyetleri, olasılıkları ve faydaları temelinde birbirlerine karşı olası eylemleri tartmasına izin verir. En iyi seçimi matematiksel olarak tahmin eden bir algoritmayı haritalamak için kullanılır.

Bir karar ağacı genellikle olası sonuçlara dönüşen tek bir düğümle başlar. Bu sonuçların her biri, başka olasılıklara dağılarak ek düğümlere yol açar.

Üç farklı düğüm türü vardır: şans düğümleri, karar düğümleri ve bitiş düğümleri. Bir daire tarafından temsil edilen bir şans düğümü, belirli sonuçların olasılıklarını gösterir. Bir kare tarafından temsil edilen bir karar düğümü, bir karar verilmesini gösterirken, bir son düğüm ise bir karar yolunun nihai sonucunu gösterir.



Şekil 1: Karar ağacı kök – düğüm - çıktı görüntüsü (1)

Karar ağaçlarının avantajları;

- \* Karar ağaçları yorumlamak kolaydır.
- \* Bir karar ağacı oluşturmak için kullanıcıdan çok az veri hazırlığı gerekir. Verileri normalize etmeye gerek yoktur.

Karar ağaçlarının dezavantajları;

- \* Karar ağaçları gürültülü verilere aşırı yüklenebilir.
- \* Bir ağaç derinleştikçe gürültüye aşırı uyum olasılığı artar.

**Budama:** Budama, karar ağaçlarındaki aşırı uyumu azaltmak için ağaç derinliğini sınırlama yöntemidir.

**Ön Budama:** Bir karar ağacının önceden budaması, bir karar ağacının parametrelerini oluşturmadan önce belirlemeyi içerir. Bunu yapmanın birkaç yolu var:

- Maksimum ağaç derinliğini ayarlama
- Maksimum terminal düğüm sayısı belirleme
- Düğüm ayırımı için minimum örnekleri ayarlanması
- Ortaya çıkan terminal düğümlerinin boyutunu denetlenmesi
- Maksimum özellik sayısını ayarlama

**Son Budama:**

- Karar ağaçları büyütülür.

- Kararın düğümlerini aşağıdan yukarıya doğru kırılır. Son budama, düğümü yaprak ile değiştirerek yapılır.

- Düzeltme işleminden sonra hata düzelirse, alt ağacı bir yaprak düğümü ile değiştirilir.

#### 2.5.4.Karışıklık Matrisi

Bir karışıklık matrisi, gerçek değerlerin bilinmekte olduğu bir dizi test verisi üzerinde bir sınıflandırma modelinin performansını tanımlamak için sıklıkla kullanılan bir tablodur.

**Tablo 2:** Doğru pozitif – yanlış pozitif tablosu (1)

Tahmin Edilen Değer		Gerçek Değer
Olumlu	Olumsuz	
Doğru olumlu (TP)	Yanlış Olumsuz (FN)	Olumlu (Positive)
Yanlış olumlu (FP)	Yanlış Olumlu (TN)	Olumsuz (Negative)

Doğru Pozitifler (TP): Bunlar evet tahmin ettiğimiz durumdur.

Doğru Negatifler (TN): Hayır tahmin ettiğimiz durumdur.

Yanlış Pozitifler (FP): Hayır tahmin ettiğimizde hayır durumdur.

Yanlış Negatifler (FN): Hayır tahmin ettiğimizde evet olan durumdur.

### 3.GEREÇ VE YÖNTEM

#### 3.1.Fiziki Performans Ölçüm ve Testleri

##### 3.1.1.Boy uzunluğu (cm)

Şerit metre duvara bant yardımıyla yapıştırılır. Sporcular ayakkabısız bir şekilde topuklarını birleştirerek şerit metreye yaslanır ve kollar serbestçe yanlara sarkıtılmış durur. Sırt, kalça, başın arkası ve topuklar dikey skalaya yanaşarak dik bir şekilde dururlar. Denek derin bir nefes alarak durur, bu durumda cetvel başın en üst noktasına getirilerek, saçlar yeterli miktarda sıkıştırılarak ölçüm not edilir (Coşan ve ark., 2002).



**Resim 1:** Boy Ölçümü (1)

### 3.1.2. Kulaç uzunluęu (cm)

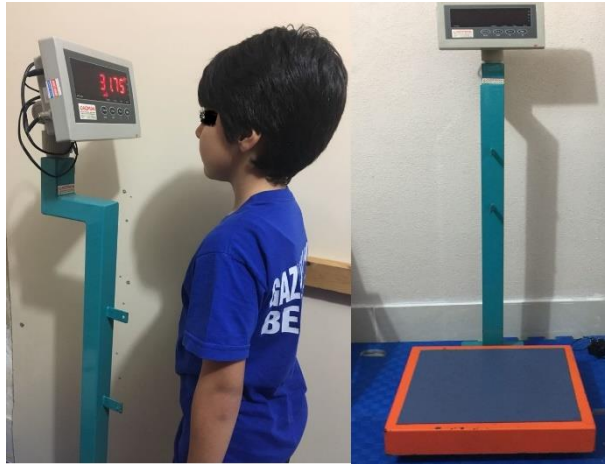
Deneęin sırtı duvara dayanarak, kollar yere paralel olarak yanlara açılmıř ve el sırtı duvara temas ederek saę ve sol kolların orta parmakları arasındaki mesafe řerit metre yardımıyla ölçölmüřtür (Cořan ve ark., 2002).



Resim 2: Kulaç Uzunluęu Ölçümü (1)

### 3.1.3. Vücut aęırlığı (kg)

Kas kütleli aęırlılıęının kuvvetle ilgisi olduęu bilinmektedir. Spor branřlarının bazılarında da temel kuvvet aęırlıklı olmaktadır (Gündüz, 1997).



Resim 3: Vücut Aęırlılıęı Ölçümü (1)

#### 3.1.4. 20 m sürat koşusu (sn)

Tam olarak ölçülmüş, başlangıç ve bitiş çizgileri belirgin, 20 metre düz bir parkurdur. Başlama pozisyonu, ayakta çıkış şeklindedir. Denek hazır olduğunda başlar ve 20 metrelik parkuru en kısa sürede tamamlamaya çalışır. Çıkış yaptıklarında fotosel çalışır bitiş bölgesine geldiklerinde fotosel durur. İki kez koşturulur ve en iyi derece dikkate alınır (Kamar, 2003).



**Resim 4:** 20m Sürat Koşusu (1)

#### 3.1.5. Dikey sıçrama (cm)

Sporcunun orta parmağına, duvarda iz bırakacak miktarda tebeşir sürülür ve dik olarak sıçrama platformunun altında kolunun kaldırabileceği en yüksek noktaya dokundurulur. Bu bölüm sıfır noktası olarak alınır ve en yüksek nokta arasındaki farkı sıçrama testi olarak tespit edilir. Sıçrama anında dizden hafifçe bükülü olarak pençe ucunda durulur. Ani bir hareketle dikine bacaklar sıçrama yapar ve kollar yukarıya kaldırarak işaret platformunda dokunabilecek en yüksek noktaya değdirilir. İşaret bölümüyle sıçrama yüksekliği arasındaki mesafe sıçrama değerini verir. Ölçüm iki kere yapılır ve en iyi derece not edilir (Coşan ve ark., 2002).

Sporcu sıçrama aletinin üzerine çift ayak basar ve sıçrama aletinin kemeri beline geçirilerek boy unluk ayarı yapılır. Ani bir hareketle dikine bacaklar sıçrama yapar ve kollar yukarıya kaldırarak işaret platformunda dokunabilecek en yüksek noktaya ulaşılır. Bu ölçümde Takai jump metre kullanılmıştır.



**Resim 5:** Dikey Sıçrama (1)

### 3.1.6. 1 kg sağlık topu fırlatma (m)

Sporcu 1kg ağırlığındaki sağlık topunu, baş üstünden her iki eliyle birlikte, durduğu yerden mümkün olduğu kadar uzağa atmaya çalışır. Sporcu başlama çizgisinin hemen gerisinde ve bir adım önde olmak üzere pozisyonunu alır. Atış anında koşmasına müsaade edilmez. Katılımcı gövdesini geriye doğru bükerek, atış için gerekli ivmeyi temin edebilir. Sağlık topu her iki elle birlikte atılmalıdır. Test skoru, atış mesafesinin metre ve santimetre cinsinden kaydı şeklindedir. Yapılan iki deneme sonunda elde edilen en iyi skor kaydedilir (Kamar, 2003).



**Resim 6:** 1kg Sağlık Topu Atma (1)



### 3.1.7. Sırt kuvveti

Denek sırtı düz, başı dik ve dizleri gergin olarak dinamometre platformunun üzerinde durur. Tutamak sağ avuç içi bedene bakar, sol el sırtı bedene bakar durumda kavranır ve zincir istenilen dikliği oluşturacak biçimde ayarlanır. Denek geriye bükülmeksizin sırt kaslarını kullanarak tutamağı yukarıya doğru güçlü olarak çeker. Çekme sırasında omuzlar geriye doğru hareket eder. Denek hareket öncesinde çok hafif olarak gövdesini başı dik biçimde fleksiyona getirmelidir.

Dinamometrenin göstergesi maksimuma erişilen noktada durur. Bir dakika ara ile iki deneme yapılır (Özer, 2006).



**Resim 7:** Sırt Kuvveti (1)

### 3.1.8.El sıkma kuvveti

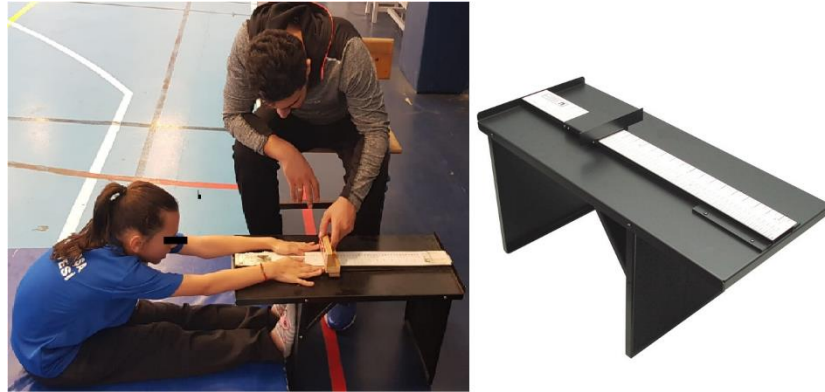
El tutma ölçüsü genelde bireyin rahat dileyebileceği biçimde ayarlanır. Buna karşılık el uzunluğu kaliperle ölçülerek bulunan değer optimal kavrama ölçüsü için kullanılabilir. Denek ayakta dik durur, kolları yandadır. Dinamometre yanda bedene paralel bir konumda tutulur. Dinamometre kol hareket ettirilmeden olabildiğince güçlü bir biçimde sıkılır. Genellikle her iki elde denemeler arasında 1 dakika verilmek üzere 3 deneme yaptırılır ( Özer, 2006).



Resim 8: El Sıkma Kuvveti (1)

### 3.1.9.Esneklik testi

Yere oturulur ve ayak tabanı düz bir şekilde test sehpasına yaslanır. Gövdeden ileri doğru eğilerek dizler düz bir şekilde eller önde olacak şekilde uzanılabilir olduğu kadar öne doğru uzanılır. Öne ve geriye esnemenin iki saniye beklenir. Test iki defa tekrarlanır ve yüksek olan değer kabul edilir (Tamer, 1991).



Resim 9: Esneklik Testi (1)

### 3.1.10.Durarak uzun atlama

Şerit metre düz bir zemin üzerine yapıştırılır. Sporcu çıkış çizgisinin gerisinde yerini alır. Sporcunun ayak parmak uçları başlama çizgisinin gerisinde rahat bir duruş pozisyonu alır. Deneğin ayak parmak uçları başlama çizgisinin gerisinde olmalıdır. Komutla birlikte denek, kol çekerek başlama çizgisinden ileri doğru mümkün olduğu kadar uzağa atlamaya çalışır. Başlama çizgisiyle sporcunun bu çizgiye en yakın topuğu arasındaki mesafe skor olarak kaydedilir. İki deneme yapılır ve en iyi derece cm olarak kaydedilir (Kamar, 2003).



**Resim 10:** Durarak Uzun Atlama (1)

## 3.2.Yöntem

Bu çalışma kapsamında uygulanan sınıflandırma yöntemleri karar ağaçları ve yapay sinir ağları olarak belirlenmiştir. Bu bağlamda, kullanılan teknikleri aşağıda açıklanmıştır.

### 3.2.1. C4.5

Karar ağaçları için J. Ross Quinlan tarafından 1993 de geliştirilen ID3 algoritması bulunmakla birlikte yine Quinlan' ın 1993 de yayımladığı C4.5 algoritması bulunmaktadır (Yıldırım, 2003). C4.5 algoritması ID3 algoritmasının uzantısı olarak kabul edilen karar ağacı algoritmasıdır. C4.5 algoritmasında farklı olarak normalleştirme (normalization) kullanıyor olmasıdır. Bu bağlamda ID3 algoritma üzerinde entropi hesabı yapılır ve bu değere göre karar noktaları belirlenirken C4.5 ta ise bu değerler oran olarak tutulmaktadır (Chawla, 2003). C4.5 en iyi bölen öz nitelik seçiminde entropi ve enformasyon tekniklerini kullanır (Akpınar, 2014). Algoritma son budama (post pruning) metodunu kullanmaktadır. Bu method algoritmayı optimize ederek hata oranını düşürmektedir. Bu bağlamda aldığımız çıktının kalitesi artmaktadır (Drazing, Montag, 2012).

C4.5 algoritması, Veri Madenciliğinde, belirli bir veri örneğine (tek değişkenli veya çok değişkenli öngörücüler) dayanarak bir karar üretmek için kullanılacak bir Karar Ağacı Sınıflandırıcısı olarak kullanılır.

#### **C4.5 diğer karar ağacı sistemlerinden nasıl farklıdır?**

- \* İlk olarak, C4.5 karar ağacını oluştururken bilgi kazancı kullanır.
- \* İkinci olarak, diğer sistemler budamayı da içeriyor olsa da, C4.5 tek geçişli budama işlemi kullanır. Budama, birçok gelişme ile sonuçlanır.
- \* Üçüncü olarak, C4.5 hem kesintisiz hem de ayırık verilerle çalışabilir. Sürekli verilerin aralıklarını veya eşiklerini belirleyerek, verileri ayrı verilere dönüştürerek gerçekleştirir.

Karar ağaçlarının yorumlanması ve açıklanması hızlı, ve çıktısı okunabilme kolaylığı sağlamasından dolayı C4.5 karar ağaçları tercih edilmektedir.

$$Bilgi(A) = - \sum_{i=1}^M P_i \log_2(P_i),$$

$$BilgiD(A) = \sum_{j=1}^Y \frac{|A_j|}{|A|} \times Bilgi(A_j)$$

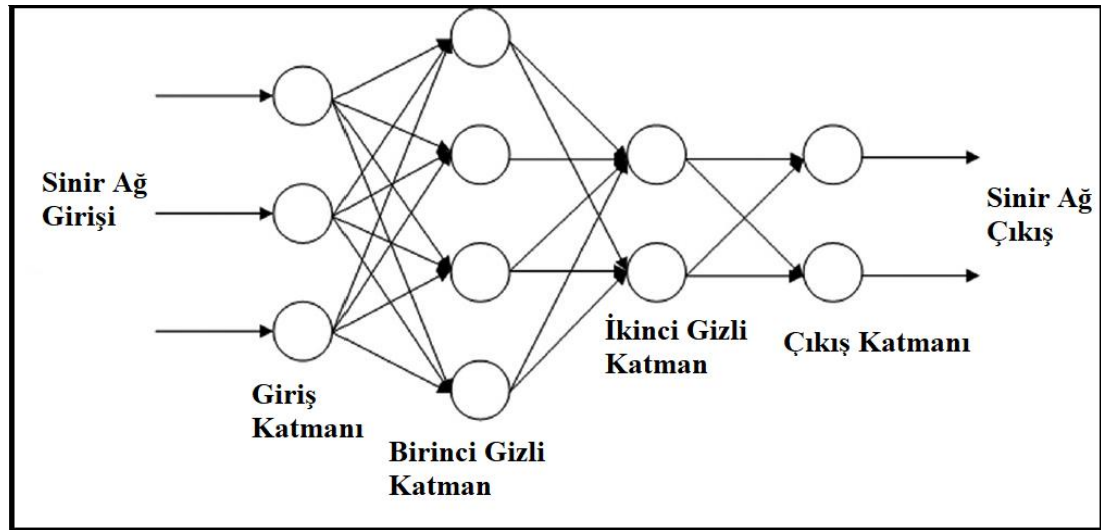
$$Kazanım(D) = Bilgi(A) - BilgiD(A)$$

Şekil 2: Bilgi kazanım formülü

### 3.2.2. Çok Katmanlı Algılayıcılar (MLP)

Çok katmanlı algılayıcılar birden fazla girdinin olduğu, karmaşık yapılardan oluşan, lineer(doğrusal) yapıda olmayan bir ve birden fazla gizli katmandan oluşan yapay sinir ağlarıdır (Arı, Berberler, 2017).

MLP’de yapılanmanın karmaşıklığı gerekli olandan fazla veya az ise sonuçta sapmalara sebebiyet verir (hata oranı artar). Sistemin öğreniminde ve çalışma performansında katman sayısı önemli bir faktördür (Ruck ve ark., 1989).



Şekil 3: İleri beslemeli sinir ağ yapılarının, bir ve diğer hücreler birinci ikinci ve diğer gizli katmanda yer alan hücrelere bağlıdır (1)

MLP sinir ağlarındaki çıktılar çoklu çıktı olduğu gibi tekli çıktıda da oluşabilmektedir.

MLP sinir ağlarında hatanın geriye yayılımı (backpropogation) yöntemi kullanılır. Geriye yayılım yöntemini kullanan yapay sinir ağları öğrenme süreci, en küçük kareler yöntemine dayanan, arka planda en küçük ortalamalı kareler (least mean square) hesaplanma süreci geliştirilmiştir. Bu süreç iki yöntemden oluşur.

- İleriye doğru hesaplama (Forward backpropogation)
  - Giriş değerleriyle yapay sinir ağının çıkışı bulunur. Hedef değerler kullanılarak yapılan hata hesaplanır.
- Geriye doğru hesaplama (Inverse backpropogation)
  - İlk adımda hesaplanan hata geriye doğru yayılarak ağırlıkların nasıl güncelleneceği bulunur.

### **3.2.3. Destek Vektör Makineleri (SVM)**

Destek Vektör Makineleri istatistiksel öğrenme teorisine dayalı bir kontrollü sınıflandırma algoritmasıdır. Destek Vektör Makineleri' nin sahip olduğu matematiksel algoritmalar başlangıçta iki sınıfı doğrusal verilerin sınıflandırılması problemi için tasarlanmış, daha sonra çok sınıflı ve doğrusal olmayan verilerin sınıflandırılması için geliştirilmiştir. Destek Vektör Makineleri' nin çalışma prensibi iki sınıfı birbirinden ayırabilen en uygun karar fonksiyonunun tahmin edilmesi, başka bir ifadeyle iki sınıfı birbirinden en uygun şekilde ayırabilen hiperdüzlemin tanınması esasına dayanmaktadır (Vapnik 1995; Vapnik 2000).

### **3.2.4. Sınıflandırıcıların Uygulandığı Gereçler**

Anaconda, Python tarafından desteklenen açık bir veri bilim platformudur. Anaconda'nın açık kaynaklı versiyonu, Python ve R'nin yüksek performanslı bir dağılımıdır ve veri bilimi için en popüler Python , R ve Scala paketini içerir

R programlama dilinin Python programlama dilinden en önemli farklarından birisi genel amaçlı bir programlama dili olmaması. R programlama dili istatistik amacıyla, istatistikçiler tarafından geliştirilmiş bir dildir. Bu dil ilk tasarlandığında web projeleriyle entegre bir yapıda olması ihtimali söz konusu değildi. Kullanım amacı verilerin yüklenmesi, analizlerin yapılması ve çıktı olarak grafik ve raporların üretilmesiydi. Python programlama dilinde kolay yazımı öne çıkan bir dilken, veri

analizi özelinde R programlama dili hem daha kısa sürede aşinalık kazanılabilecek hem de daha az kodla daha fazla çıktı elde edilebilecek bir dildir.

Akademik olarak yapılacak çalışmalarda ve verileri girdi olarak verip sonuç üretmekte ise R programlama dili kullanma tercih edilir. Eğer çıktı olarak ortaya bir web uygulaması çıkmasını hedefliyorsa ya da diğer uygulamalarla eşzamanlı çalışacak bir sistem öngörüyorsa Python programlama dili tercih edilir.



## 4.BULGULAR

Yapılan bu çalışmada boy, çabukluk, kuvvet ve gruba dahil olamayanlar olmak üzere dört grup oluşturulmuştur. Bu grupların oluşturulmasında branşların özelliklerini belirlemede literatür bilgisinden yararlanılmıştır. Motorik özellikleri birbirinden ayrı düşünmek pek mümkün olmamakla birlikte branşlara özgü fiziksel özellikler bakımından kendi içlerinde önem dereceleri değişmektedir.

**Tablo 3:** Örnek veri seti (1)

Boy	Kilo	20m Sürat	Esneklik	Dikey Sıçrama	Pençe Sağ	Pençe Sol	Sırt Kuvveti	Durarak Uzun Atlama	1Kg Top Atma
130	32	3.58	18	41	10.8	11.7	50	155	540
137	29	3.58	25	40	12.5	14.7	35	170	470
124	28	3.65	26.5	31	13	13.6	40	145	510
137	30	3.67	17	31	12.2	11.8	30	130	340
131	26	3.69	27.5	40	16.2	13.2	40	155	370
138	30	3.69	25	29	16.6	14.6	35	135	480
133	38	6.3	24	20	11.6	9.1	33	80	350
126	33	6.35	17.5	20	2.3	4	25	70	210
142	40	6.39	19	18	17.4	13.8	54	85	220
120	23	6.52	13	13	7.2	6.7	25	60	250
132	41	6.79	26	19	11.9	12.9	45	90	345
126	23	6.9	25	22	7.6	6.6	22	86	220
130	37.4	7.22	18	14	11.1	8.6	29	85	300
131	33	7.42	15	21	15.8	14.1	42	110	315
125	33	7.43	26	13	9.1	5.9	26	60	180
144	46	7.82	17.5	8	7.2	5.9	30	50	200

Alanında uzman toplam 199 antrenörün görüşüne başvurularak branşlar hakkında değerlendirme yapılmıştır. Bu değerlendirmeler literatür bilgisiyle örtüşerek, boy, çabukluk ve kuvvet grupları oluşturulmuştur.



**Tablo 4:** Boy branşlarının, fiziksel ve motorik özelliklerinin antrenör değerlendirme sıralaması (1)

BOY	20M SÜRAT	ESNEKLİK	DIKEY SIÇRAMA	PENÇE KUVVET(SAĞ)	PENÇE KUVVET(SOL)	SIRT KUVVETİ	DURARAK UZUN ATLAMA	1KG SAĞLIK TOPU	KULAÇ UZUNLUĞU	KİLO	BOY	BABA BOYU	ANNE BOYU	AYAK NO
MİN	1	1	1	1	1	2	1	1	1	1	1	1	1	2
MAX	13	14	13	14	14	13	14	14	14	14	12	13	14	14
ORTALAMA SIRA	5.2 6	4. 5	5.4 3	7.5 8	8.0 2	7. 5	7.2 1	9.3 2	4.6 7	5.7 8	2.7 6	6.0 6	6.8 6	7.8 9

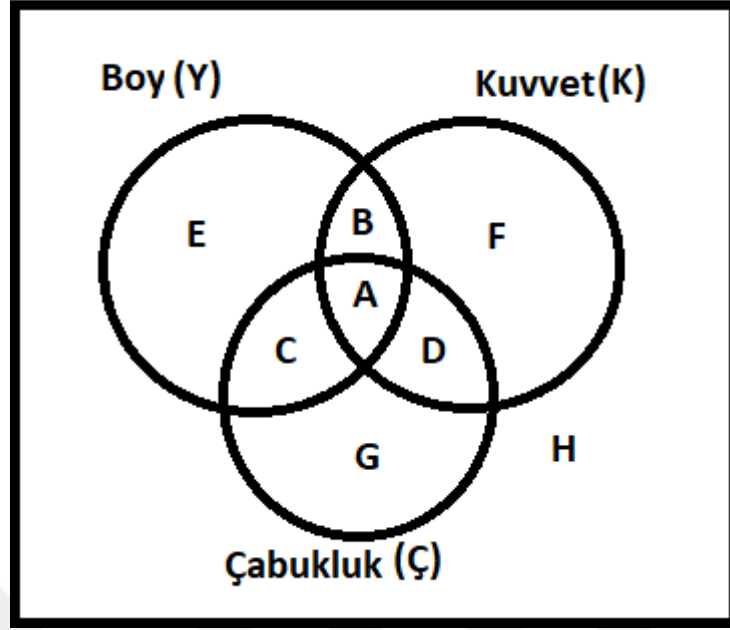
**Tablo 5:** Çabukluk branşların fiziksel ve motorik özelliklerinin antrenör değerlendirme sıralaması (1)

ÇABUKLUK	20M SÜRAT	ESNEKLİK	DIKEY SIÇRAMA	PENÇE KUVVET(SAĞ)	PENÇE KUVVET(SOL)	SIRT KUVVETİ	DURARAK UZUN ATLAMA	1KG SAĞLIK TOPU	KULAÇ UZUNLUĞU	KİLO	BOY	BABA BOYU	ANNE BOYU	AYAK NO
MİN	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2
MAX	11	14	13	13	14	13	14	14	14	14	14	14	14	14
ORTALAMA SIRA	2. 7	2.9 6	4.3 9	6.2 6	7.1 9	6.2 5	5.4 5	7.5 2	8.8 2	6.1 9	5.9 3	8.9 8	9.9 5	11.3 4

**Tablo 6:** Kuvvet branşların fiziksel ve motorik özelliklerinin antrenör değerlendirme sıralaması (1)

KUVVET	20M SÜRAT	ESNEKLİK	DIKEY SIÇRAMA	PENÇE KUVVET(SAĞ)	PENÇE KUVVET(SOL)	SIRT KUVVETİ	DURARAK UZUN ATLAMA	1KG SAĞLIK TOPU	KULAÇ UZUNLUĞU	KİLO	BOY	BABA BOYU	ANNE BOYU	AYAK NO
MİN	1	1	1	1	1	1	2	1	1	1	1	3	3	2
MAX	13	8	14	11	12	10	14	14	13	12	11	13	13	14
ORTALAMA SIRA	5.4 4	4 4	5.9 6	3. 7	4.7 4	3.8 5	6.4 4	6.8 1	6.9 6	3.7 8	5.1 1	7.0 3	7.8 8	8.9 6

Ölçümü tamamlanan çocukların verileri doğrultusunda, 20 m sürat, durarak uzun atlama ve dikey sıçrama parametreleri Çabukluk branşı, pençe kuvveti (sağ-sol), sırt kuvveti, 1 kg sağlık topu atma parametreleri Kuvvet branşını, boy ve kulaç uzunluğu parametreleri ise Boy branşını temsil etmektedir.



Şekil 4: Kümelerdeki venn diyagramı yardımıyla sınıflandırma (1)

$$Y \cap K = \{B, A\}$$

$$Y \setminus (A \cup B \cup C) = \{E\}$$

$$K \cap \text{Ç} = \{A, D\}$$

$$K \setminus (B \cup A \cup D) = \{F\}$$

$$Y \cap \text{Ç} = \{A, C\}$$

$$\text{Ç} \setminus (A \cup C \cup D) = \{G\}$$

$$Y \cap K \cap \text{Ç} = \{A\}$$

$$(Y \cup K \cup \text{Ç})'$$

#### 4.1. Karar Ağacı Bulguları

##### 4.1.1. Karar Ağacı Örnek Veri Sınıflandırması

Örnek verimiz 40 katılımcının yer aldığı, Boy, Sürat ve Sırt Kuvveti parametrelerinin kullanıldığı sekiz gruptan oluşturulmuştur.

**Tablo 7:** Örnek Karar Ağacı Verisi (1)

Boy	Sürat	S.kuvveti	Grup
146	3.93	65	A
152	3.56	60	A
152	3.88	65	A
145	3.71	70	A
146	4.07	45	A
146	4.21	45	B
156	5.22	30	B
159	4.71	65	B
143	4.39	60	B
142	4.34	60	B
146	4.09	55	B
149	4.14	50	C
146	4	45	C
145	4.05	45	C
144	3.9	50	C
140	3.86	70	C
130	3.93	55	C
130	4.22	30	C
139	4.28	65	D
140	3.91	65	D
142	4.23	35	D

Boy	Sürat	S.kuvveti	Grup
143	5.21	33	E
160	4.19	50	E
143	3.86	45	E
144	4.17	40	E
140	4.25	55	F
137	4.32	55	F
135	3.91	70	F
135	4.37	57	F
135	4.3	50	F
140	4.08	45	F
138	3.96	40	G
133	4.04	50	G
132	4.1	55	G
139	3.93	30	H
132	4.24	40	H
140	4.25	40	H
131	5.56	30	H
137	3.95	45	H
130	4.43	30	H

### Örnek Veri Hesaplama

Bilgi formülü kullanılarak grupların olasılıkları hesaplandı. Örnek veri tablosundaki sekiz grubun sırasıyla olasılıkları formülde yerine yerleştirilerek bilgi değeri hesaplandı.

$$\begin{aligned} \text{Bilgi}(A) &= -\frac{5}{40} \log_2 \left( \frac{5}{40} \right) - \frac{6}{40} \log_2 \left( \frac{6}{40} \right) - \frac{7}{40} \log_2 \left( \frac{7}{40} \right) - \frac{3}{40} \log_2 \left( \frac{3}{40} \right) \\ &\quad - \frac{4}{40} \log_2 \left( \frac{4}{40} \right) \\ &\quad - \frac{6}{40} \log_2 \left( \frac{6}{40} \right) - \frac{3}{40} \log_2 \left( \frac{3}{40} \right) - \frac{6}{40} \log_2 \left( \frac{6}{40} \right) = 2.939 \text{bit} \end{aligned}$$

**Şekil 5:** Örnek veride bilgi hesaplama formülü (1)

### Boy Hesaplaması

Boy sütununda ki veriler hesaplama kolaylığı açısından 142.5 'in alt ve üst değeri olarak 1 ve 2 grubuna ayrıldı. Alabilecekleri değer olasılığı bakımından sırasıyla 40 tane veri içinde 22 tane veri üst değer olarak sekiz grubun içinde bulunduğu olasılık bakımından sıralanarak elde edilen bilgi bulundu. Aynı işlem 18 alt değer için tekrarlandığında ki bilgi de hesaplandıktan sonra iki bilgi değeri toplandı. Elde edilen bilgi gruplardan kazanılan bilgiden çıkarıldığında boy verisi için algoritmanın ulaştığı bilgi hesaplandı.

$$\begin{aligned} & \frac{22}{40} \times -\frac{1}{22} \log_2 \left( \frac{1}{22} \right) - \frac{3}{22} \log_2 \left( \frac{3}{22} \right) - \frac{3}{22} \log_2 \left( \frac{3}{22} \right) - \frac{6}{22} \log_2 \left( \frac{6}{22} \right) - \frac{3}{22} \log_2 \left( \frac{3}{22} \right) \\ & \quad - \frac{6}{22} \log_2 \left( \frac{6}{22} \right) = 1.169 \text{ bit} \\ & \frac{18}{40} \times -\frac{5}{18} \log_2 \left( \frac{5}{18} \right) - \frac{5}{18} \log_2 \left( \frac{5}{18} \right) - \frac{4}{18} \log_2 \left( \frac{4}{18} \right) - \frac{4}{18} \log_2 \left( \frac{4}{18} \right) = 0.895 \text{ bit} \\ & 1.169 + 0.895 = 2.064 \\ & \text{Gain(Boy)} = 2.939 - 2.064 = 0.875 \text{ bit} \end{aligned}$$

Şekil 6: Örnek veride boy hesaplama formülü (1)

### Sürat Hesaplaması

Sürat sütunundaki verilerde 4.01 in alt ve üst limitleri olarak ayrıldı. Bu koşulu sağlayan 40 veri içinde ki 15 alt limiti oluşturan veri grupları arasındaki olasılıkları bakımından sıralanarak bilgi kazanımı sağlandı. Aynı işlem 25 tane üst limiti sağlayan veri içinde tekrarlanıp, elde edilen bilgiler toplanarak gruplardan kazanılan bilgiden çıkarılarak algoritmanın ulaştığı bilgi hesaplandı.

$$\frac{15}{40} \times -\frac{4}{15} \log_2\left(\frac{4}{15}\right) - \frac{4}{15} \log_2\left(\frac{4}{15}\right) - \frac{1}{15} \log_2\left(\frac{1}{15}\right) - \frac{1}{15} \log_2\left(\frac{1}{15}\right) - \frac{2}{15} \log_2\left(\frac{2}{15}\right) - \frac{2}{15} \log_2\left(\frac{2}{15}\right) = 0.867bit$$

$$\frac{25}{40} \times -\frac{2}{25} \log_2\left(\frac{2}{25}\right) - \frac{2}{25} \log_2\left(\frac{2}{25}\right) - \frac{3}{25} \log_2\left(\frac{3}{25}\right) - \frac{5}{25} \log_2\left(\frac{5}{25}\right) - \frac{1}{25} \log_2\left(\frac{1}{25}\right) - \frac{4}{25} \log_2\left(\frac{4}{25}\right) = 1.264bit$$

0.867+1.264=0.809 bit

Gain(Sürat)=2.939-2.131=0.808

Şekil 7: Örnek veride sürat hesaplama formülü (1)

### Kuvvet Hesaplaması

Kuvvet sütunundaki verilerde 47.5'in üstü ve altı olarak gruplandırıldı. Koşulu sağlayan 18 alt limit olasılık bakımından alabileceği değerler hesaplanarak bilgi kazanımı sağlandı. İşlem tekrarlanarak üst limiti sağlayan 22 değer in olasılığı da hesaplandıktan sonra elde edilen bilgiler toplanarak gruplardan kazanılan bilgiden çıkarılarak algoritmanın ulaştığı bilgi hesaplandı.

$$\frac{18}{40} \times -\frac{1}{18} \log_2\left(\frac{1}{18}\right) - \frac{2}{18} \log_2\left(\frac{2}{18}\right) - \frac{3}{18} \log_2\left(\frac{3}{18}\right) - \frac{1}{18} \log_2\left(\frac{1}{18}\right) - \frac{3}{18} \log_2\left(\frac{3}{18}\right) - \frac{1}{18} \log_2\left(\frac{1}{18}\right) - \frac{1}{18} \log_2\left(\frac{1}{18}\right) - \frac{6}{18} \log_2\left(\frac{6}{18}\right) = 1.200bit$$

$$\frac{22}{40} \times -\frac{4}{22} \log_2\left(\frac{4}{22}\right) - \frac{4}{22} \log_2\left(\frac{4}{22}\right) - \frac{4}{22} \log_2\left(\frac{4}{22}\right) - \frac{2}{22} \log_2\left(\frac{2}{22}\right) - \frac{1}{22} \log_2\left(\frac{1}{22}\right) - \frac{5}{22} \log_2\left(\frac{5}{22}\right) - \frac{2}{22} \log_2\left(\frac{2}{22}\right) = 1.116bit$$

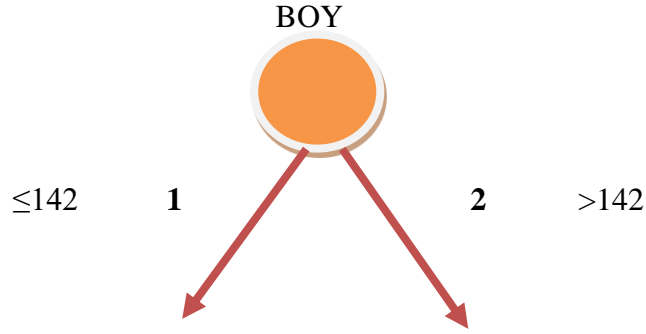
1.200+1.116=2.316

Gain(Kuvvet)=2.939-2.316=0.623bit

Şekil 8: Örnek veride kuvvet hesaplama formülü (1)

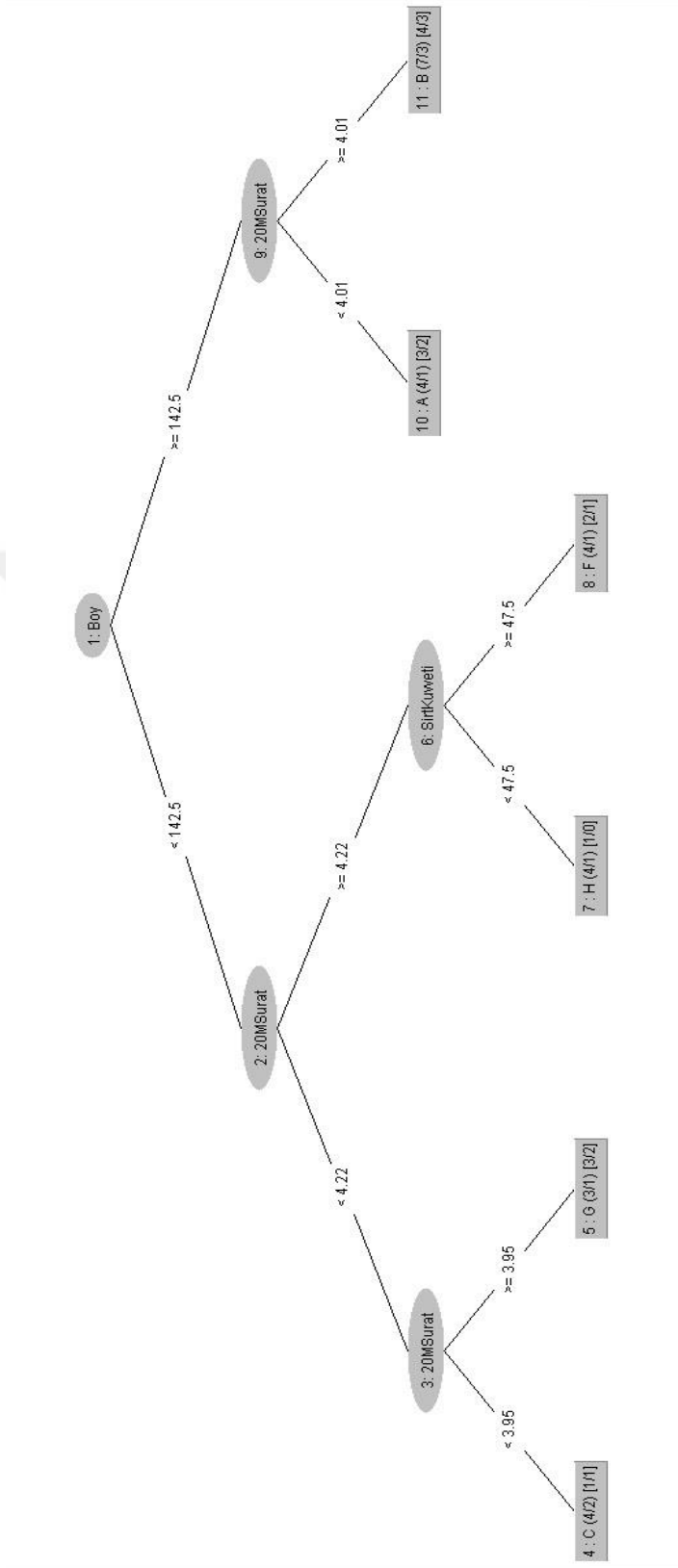
Örnek verideki üç gurubun sonuçlarına bakıldığında en fazla elde kalan bilgi boy verilerinde ulaşıldığından ağacın kökünü oluşturan bilgi boy verilerinden oluşacaktır.

**Tablo 8:** Örnek veri hesaplamalarından elde edilen karar ağaç kökü (1)



142	4.34	60	B	146	3.93	65	A
140	3.86	70	C	152	3.56	60	A
130	3.93	55	C	152	3.88	65	A
130	4.22	30	C	145	3.71	70	A
139	4.28	65	D	146	4.07	45	A
140	3.91	65	D	146	4.21	45	B
142	4.23	35	D	156	5.22	30	B
140	4.25	55	F	159	4.71	65	B
137	4.32	55	F	143	4.39	60	B
135	3.91	70	F	146	4.09	55	B
135	4.37	57	F	149	4.14	50	C
135	4.3	50	F	146	4	45	C
140	4.08	45	F	145	4.05	45	C
138	3.96	40	G	144	3.9	50	C
133	4.04	50	G	143	5.21	33	E
132	4.1	55	G	160	4.19	50	E
139	3.93	30	H	143	3.86	45	E
132	4.24	40	H	144	4.17	40	E
140	4.25	40	H				
131	5.56	30	H				
137	3.95	45	H				
130	4.43	30	H				

Ağacın kökü oluşuktan sonra dallarının oluşumu için bu adımlar tekrarlanır. Aynı işlemler bilgi kazanımının gruplar arasındaki fark eşitlenene kadar devam eder ve ağacın şekli oluşur. Hesaplamalar devam ettiği takdirde ulaşılan ağaç aşağıda gösterilmiştir.



Şekil 9: Örnek Veri Karar Ağacı Çıktısı (1)

#### 4.1.2.Karar Ağacı Sınıflandırması

E boy sınıfını, F kuvvet sınıfını, G çabukluk sınıfını temsil ederken H sınıfı ise bu sınıflardan herhangi birinde yer alamayan öğrencilerden oluşmaktadır.

Veriler cinsiyet ve yaş gruplarına ayrılarak C4.5 algoritması kullanılarak karar ağaçları oluşturulmuştur.

Aşağıdaki tabloda görüldüğü üzere 7 yaş erkek verilerimiz C4.5 algoritmasıyla 10 gruba bölünerek 9'u sistemin eğitilmesi için 1'i ise test için kullanılarak bu işlem herdefasında farklı parçaya uygulanarak 10 defa tekrarlanmıştır. Bu işlemin sonucunda 680 öğrenci verisi % 86 doğruluk oranıyla sınıflandırılmıştır.

**Tablo 9:** 7 yaş erkek detaylı doğruluk sınıflandırması (1)

	<b>Kesinlik</b>	<b>Hassasiyet</b>	<b>F-ölçütü</b>
E	0.90	0.95	0.92
F	0.97	1.00	0.98
G	1.00	0.98	0.99
H	0.93	0.90	0.99
Avg/total	0.96	0.90	0.92
Doğruluk: %86			

Aşağıdaki tabloda görüldüğü üzere 7 yaş kız verilerimiz C4.5 algoritmasıyla 10 gruba bölünerek 9'u sistemin eğitilmesi için 1'i ise test için kullanılarak bu işlem her defasında farklı parçaya uygulanarak 10 defa tekrarlanmıştır. Bu işlemin sonucunda 703 öğrenci verisi %82 doğruluk oranıyla sınıflandırılmıştır.

**Tablo 10:** 7 yaş kız detaylı doğruluk sınıflandırması (1)

	<b>Kesinlik</b>	<b>Hassasiyet</b>	<b>F-ölçütü</b>
E	0.77	0.74	0.75
F	0.97	1.00	0.98
G	1.00	0.98	0.99
H	0.93	0.90	0.92
Avg/Total	0.96	0.96	0.96
Doğruluk: %82			



Aşağıdaki tabloda görüldüğü üzere 8 yaş erkek verilerimiz C4.5 algoritmasıyla 10 gruba bölünerek 9'u sistemin eğitilmesi için 1'i ise test için kullanılarak bu işlem her defasında farklı parçaya uygulanarak 10 defa tekrarlanmıştır. Bu işlemin sonucunda 819 öğrenci verisi %86 doğruluk oranıyla sınıflandırılmıştır.

**Tablo 11:** 8 yaş erkek detaylı doğruluk sınıflandırması (1)

	Kesinlik	Hassasiyet	F-ölçütü
E	1.00	1.00	1.00
F	0.94	1.00	0.97
G	0.96	0.98	0.97
H	0.97	0.89	0.93
Avg/Total	0.97	0.97	0.97
Doğruluk: 86			

Aşağıdaki tabloda görüldüğü üzere 8 yaş kız verilerimiz C4.5 algoritmasıyla 10 gruba bölünerek 9'u sistemin eğitilmesi için 1'i ise test için kullanılarak bu işlem her defasında farklı parçaya uygulanarak 10 defa tekrarlanmıştır. Bu işlemin sonucunda 826 öğrenci verisi %87 doğruluk oranıyla sınıflandırılmıştır.

**Tablo 12:** 8 yaş kız detaylı doğruluk sınıflandırması (1)

	Kesinlik	Hassasiyet	F-ölçütü
E	0.97	0.89	0.93
F	0.90	0.92	0.91
G	1.00	0.98	0.99
H	0.91	0.98	0.94
Avg/Total	0.95	0.95	0.95
Doğruluk: %87			

Aşağıdaki tabloda görüldüğü üzere 9 yaş erkek verilerimiz C4.5 algoritmasıyla 10 gruba bölünerek 9'u sistemin eğitilmesi için 1'i ise test için kullanılarak bu işlem her defasında farklı parçaya uygulanarak 10 defa tekrarlanmıştır. Bu işlemin sonucunda 1330 öğrenci verisi %62 doğruluk oranıyla sınıflandırılmıştır.

**Tablo 13:** 9 yaş erkek detaylı doğruluk sınıflandırması (1)

	Kesinlik	Hassasiyet	F-ölçütü
E	0.69	0.78	0.74
F	0.52	0.49	0.50
G	0.79	0.79	0.79
H	0.90	0.87	0.89
Avg/Total	0.72	0.73	0.72
Doğruluk: %62			

Aşağıdaki tabloda görüldüğü üzere 9 yaş kız verilerimiz C4.5 algoritmasıyla 10 gruba bölünerek 9'u sistemin eğitilmesi için 1'i ise test için kullanılarak bu işlem her defasında farklı parçaya uygulanarak 10 defa tekrarlanmıştır. Bu işlemin sonucunda 1069 öğrenci verisi %63 doğruluk oranıyla sınıflandırılmıştır.

**Tablo 14:** 9 yaş kız detaylı doğruluk sınıflandırması (1)

	Kesinlik	Hassasiyet	F-ölçütü
E	0.63	0.97	0.76
F	0.69	0.58	0.63
G	0.80	0.76	0.78
H	0.95	0.91	0.93
Avg/Total	0.79	0.78	0.78
Doğruluk: 63			

## 4.2.Çok Katmanlı Algılayıcılar Bulguları (Multilayer Perceptron)

### 4.2.1. Çok Katmanlı Algılayıcılar Örnek Veri (MLP)

Precision: kesinlik

Recal: hassasiyet

F1-score: kesinlik ve hassasiyetin çarpımlarının, toplamına bölümün iki katı

**Tablo 15:** Örnek MLP Verisi (1)

Boy	Kilo	20m Sütrat	Esneklik	Dikey Sıçrama	Pençe Sağ	Pençe Sol	Sırt Kuvveti	Durarak Uzun	1Kg Top Atma
123	20	4.07	22	36	14	12	40	150	530
137	20	3.98	25	30	15.7	15.8	55	165	460
126	22	4.18	16.5	31	11.8	10.9	55	185	330
124	23	4.21	15	32	12.6	10.3	25	120	350
130	23	4.06	15	26	11.4	14.2	60	140	530
135	23	4.19	11	29	10.3	11.7	30	120	390
136	23	3.76	22	37	13.7	14.8	55	155	430
125	24	4.46	21	33	11	13	40	155	340
125	24	4.23	22	29	13.2	10.3	45	110	440
128	24	3.96	15	29	13.2	11.2	35	145	460
130	24	4.02	25	37	11	9.3	30	130	530
130	24	4.02	20	32	12.7	11.2	35	125	300
142	24	4.29	12	31	9.2	11.6	40	140	450
110	25	4.21	12	29	10.2	11.3	40	130	450
125	25	4.38	21	33	11.7	13.5	55	150	530
125	25	4.41	21	24	10.6	11	25	130	440
126	25	4.1	25	27	14.3	11.3	50	110	330

#### 4.2.2.Çok Katmanlı Algılayıcılar (MLP) Sınıflandırma

Bu aşamadaki sınıflandırma isimleri Boy(E),Kuvvet (F), Çabukluk (G) ve küme dışı kalanlar (H) olarak belirtilmiştir.

Aşağıdaki şekilde görüldüğü üzere 7 yaş erkek verilerinin MLP sınıflandırmasında gruplardan rastgele seçilen toplam 680 öğrenci verisinin 476 tanesi sistemi eğitmek için, 204 tanesi ise test için kullanıldığında veriler %95 doğrulukla sınıflandırılmıştır.

**Tablo 16:** 7 yaş erkek MLP doğruluk tablosu (1)

	Kesinlik	Hassasiyet	F-ölçütü
E	1.00	0.85	0.92
F	0.94	0.89	0.91
G	1.00	0.98	0.99
H	0.74	0.96	0.84
Avg/Total	0.94	0.93	0.93
Doğruluk: % 95			

Aşağıdaki şekilde görüldüğü üzere 7 yaş kız verilerinin MLP sınıflandırmasında gruplardan rastgele seçilen toplam 703 öğrenci verisinin 492.1 tanesi sistemi eğitmek için, 210.9 tanesi ise test için kullanıldığında veriler %94 doğrulukla sınıflandırılmıştır.

**Tablo 17:** 7 yaş kız MLP doğruluk tablosu (1)

	Kesinlik	Hassasiyet	F-ölçütü
E	0.89	0.89	0.89
F	0.97	0.97	0.97
G	0.97	0.97	0.97
H	0.91	0.91	0.91
Avg/Total	0.94	0.94	0.94
Doğruluk: % 94			

Aşağıdaki şekilde görüldüğü üzere 8 yaş erkek verilerinin MLP sınıflandırmasında gruplardan rastgele seçilen toplam 819 öğrenci verisinin 573.3 tanesi sistemi eğitmek için, 245.7 tanesi ise test için kullanıldığında veriler %94 doğrulukla sınıflandırılmıştır.

**Tablo 18:** 8 yaş erkek MLP doğruluk tablosu (1)

	Kesinlik	Hassasiyet	F-ölçütü
E	1.00	0.97	0.99
F	0.92	0.97	0.95
G	0.96	1.00	0.98
H	1.00	0.94	0.97
Avg/Total	0.97	0.97	0.97
Doğruluk: % 94			

Aşağıdaki şekilde görüldüğü üzere 8 yaş kız verilerinin MLP sınıflandırmasında gruplardan rastgele seçilen toplam 826 öğrenci verisinin 578.2 tanesi sistemi eğitmek için, 247.8 tanesi ise test için kullanıldığında veriler %96 doğrulukla sınıflandırılmıştır.

**Tablo 19:** 8 yaş kız MLP doğruluk tablosu (1)

	Kesinlik	Hassasiyet	F-ölçütü
E	0.98	0.98	0.98
F	0.90	1.00	0.95
G	0.98	0.96	0.97
H	0.98	0.94	0.96
Avg/Total	0.97	0.96	0.96
Doğruluk: % 96			

Aşağıdaki şekilde görüldüğü üzere 9 yaş erkek verilerinin MLP sınıflandırmasında gruplardan rastgele seçilen toplam 1330 öğrenci verisinin 931 tanesi sistemi eğitmek için, 399 tanesi ise test için kullanıldığında veriler %76 doğrulukla sınıflandırılmıştır.

**Tablo 20:** 9 yaş erkek MLP doğruluk tablosu (1)

	Kesinlik	Hassasiyet	
E	0.76	0.95	0.84
F	0.68	0.72	0.70
G	0.86	0.72	0.78
H	0.96	0.86	0.91
Avg/Total	0.81	0.80	0.80
Doğruluk: % 76			

Aşağıdaki şekilde görüldüğü üzere 9 yaş kız verilerinin MLP sınıflandırmasında gruplardan rastgele seçilen toplam 1069 öğrenci verisinin 748.3 tanesi sistemi eğitmek için, 320.7 tanesi ise test için kullanıldığında veriler %79 doğrulukla sınıflandırılmıştır.

**Tablo 21:** 9 yaş kız MLP doğruluk tablosu (1)

	Kesinlik	Hassasiyet	F-ölçütü
E	0.70	0.83	0.76
F	0.67	0.63	0.65
G	0.80	0.83	0.82
H	1.00	0.89	0.94
Avg/Total	0.79	0.79	0.79
Doğruluk:%79			

### 4.3. Destek Vektör Makinaları (Support Vector Machine)

#### 4.3.1. Destek Vektör Makinaları (SVM) Örnek Sınıflandırması

Destek vektör makinaları sınıflandırmada kullanılmaktadır. Nitelik uzayını farklı sınıflara bölme işlemini gerçekleştirmektedir. Örnek verimizde 3 adet destek vektörünü seçerek işleme başlamaktayız.

3 vektörümüz  $V_1 - V_2 - V_3$

**Tablo 22:** SVM Örnek Veri (1)

Boy	Sırt Kuvveti
145	60
146	45
159	65
146	55
143	60
145	70

$$\begin{aligned} v_1 &= \begin{pmatrix} 145 \\ 60 \end{pmatrix} & \tilde{v}_1 &= \begin{pmatrix} 145 \\ 60 \\ 1 \end{pmatrix} & \begin{matrix} A \\ \rightarrow \end{matrix} & -1 \\ v_2 &= \begin{pmatrix} 146 \\ 45 \end{pmatrix} & \tilde{v}_2 &= \begin{pmatrix} 146 \\ 45 \\ 1 \end{pmatrix} & \begin{matrix} B \\ \rightarrow \end{matrix} & 1 \\ v_3 &= \begin{pmatrix} 159 \\ 65 \end{pmatrix} & \tilde{v}_3 &= \begin{pmatrix} 159 \\ 65 \\ 1 \end{pmatrix} & & \end{aligned}$$

3 parametre bulmamız gerekmektedir. Öyle ki 3 doğrusal denklemin çözümünü sağlamak için  $(\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3)$ .

$$\alpha_1(\tilde{v}_1 \cdot \tilde{v}_2) + \alpha_2(\tilde{v}_2 \cdot \tilde{v}_1) + \alpha_3(\tilde{v}_3 \cdot \tilde{v}_1) = -1$$

$$\alpha_1(\tilde{v}_1 \cdot \tilde{v}_2) + \alpha_2(\tilde{v}_2 \cdot \tilde{v}_2) + \alpha_3(\tilde{v}_3 \cdot \tilde{v}_2) = 1$$

$$\alpha_1(\tilde{v}_1 \cdot \tilde{v}_3) + \alpha_2(\tilde{v}_2 \cdot \tilde{v}_3) + \alpha_3(\tilde{v}_3 \cdot \tilde{v}_3) = 1$$

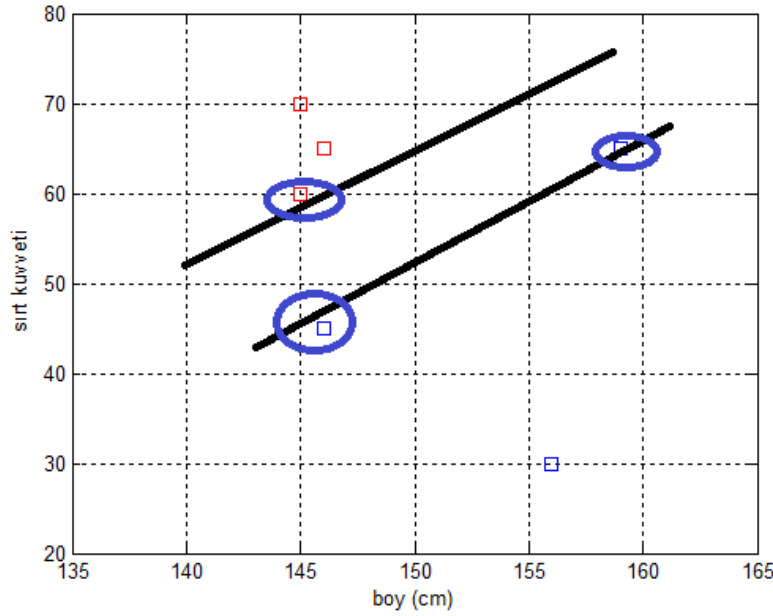
$\alpha_1$  değeri

$$\begin{aligned}\tilde{w} &= \sum_i \alpha_i \cdot \tilde{v}_i = \alpha_1 \cdot \tilde{v}_1 + \alpha_2 \cdot \tilde{v}_2 + \alpha_3 \cdot \tilde{v}_3 \\ &= -225 \cdot \begin{pmatrix} 145 \\ 60 \\ 1 \end{pmatrix} + -11 \begin{pmatrix} 146 \\ 45 \\ 1 \end{pmatrix} + 215 \begin{pmatrix} 159 \\ 65 \\ 1 \end{pmatrix}\end{aligned}$$

$$W = (0.186 - 0.120 - 20.72) \quad w = \begin{pmatrix} 0.186 \\ -0.12 \end{pmatrix}$$

$$Y = w + b$$

$$Y = \begin{pmatrix} 0.186 \\ -0.12 \end{pmatrix} \cdot x + b \quad b = -20.72$$



Şekil 10: Destek Vektör Makinaları Doğrusal Ayrımı (1)

#### 4.3.1. Destek Vektör Makinaları (SVM) Sınıflandırma

Bu aşamadaki sınıflandırma isimleri Boy(E), Kuvvet (F), Çabukluk (G) ve küme dışı kalanlar (H) olarak belirtilmiştir.

Tablo 23: 7 Yaş Kız Destek Vektör Makinaları Sınıflandırma Raporu (1)

	Kesinlik	Hassasiyet	F-ölçütü
E	0.95	0.91	0.93
F	0.96	0.96	0.96
G	0.92	1.00	0.96
H	0.93	0.87	0.90
Avg/total	0.94	0.94	0.94
Doğruluk: %93			

**Tablo 24:** 7 Yaş Erkek Destek Vektör Makinaları Sınıflandırma Raporu (1)

	Kesinlik	Hassasiyet	F-ölçütü
E	0.90	0.90	0.90
F	1.00	0.93	0.97
G	0.97	0.84	0.90
H	0.97	0.99	0.98
avg / total	0.97	0.97	0.97
Doğruluk: %93			

**Tablo 25:** 8 Yaş Kız Destek Vektör Makinaları Sınıflandırma Raporu (1)

	Kesinlik	Hassasiyet	F-ölçütü
E	0.93	0.98	0.95
F	1.00	0.94	0.97
G	0.92	1.00	0.96
H	0.98	0.89	0.93
avg / total	0.95	0.95	0.95
Doğruluk: %94			

**Tablo 26:** 8 Yaş Erkek Destek Vektör Makinaları Sınıflandırma Raporu (1)

	Kesinlik	Hassasiyet	F-ölçütü
E	0.95	1.00	0.98
F	0.91	1.00	0.95
G	0.94	0.98	0.96
H	1.00	0.85	0.92
avg / total	0.95	0.95	0.95
Doğruluk: %93			

**Tablo 27:** 9 Yaş Kız Destek Vektör Makinaları Sınıflandırma Raporu (1)

	Kesinlik	Hassasiyet	F-ölçütü
E	0.62	0.61	0.62
F	0.62	0.66	0.64
G	0.72	0.88	0.79
H	1.00	0.76	0.87
avg / total	0.75	0.73	0.73
Doğruluk: %76			



**Tablo 28:** 9 Yaş Erkek Destek Vektör Makinaları Sınıflandırma Raporu (1)

	Kesinlik	Hassasiyet	F-ölçütü
E	0.78	0.78	0.78
F	0.61	0.79	0.69
G	0.86	0.77	0.81
H	1.00	0.75	0.86
avg / total	0.80	0.77	0.78
Doğruluk: %77			

#### 4.4.Bulguların Karşılaştırılması

**Tablo 29:** Tüm Yaş Grupları Doğruluk % Karşılaştırma Tablosu (1)

	7 Yaş Kız	7 Yaş Erkek	8 Yaş Kız	8 Yaş Erkek	9 Yaş Kız	9 Yaş Erkek
C4.5	0.82	0.86	0.87	0.86	0.63	0.62
MLP	0.94	0.95	0.95	0.94	0.78	0.76
SVM	0.93	0.93	0.94	0.93	0.76	0.77

Veriler karşılaştırıldığında:

Doğruluk oranlarına bakıldığında tüm yaş verilerinde MLP ve SVM nin ortalamalarında oranlar birbirine yakınken, C4.5 algoritmasının tüm yaş verilerinde en düşük olduğu görülmektedir. Ulaşılan on katmanlı test sonuç farklılıklarına bakıldığında MLP de eğitim seti için fazla sayıda veriye ihtiyaç duyulurken SVM de eğitim setinde az veriden daha yüksek doğruluğa ulaşabilmektedir. Bu da bize kullandığımız veride eğitim ve test için kullanılan örnek sayısının farklı sonuçlar vermediğini göstermektedir. C4.5 algoritmasında ise doğruluk oranının ağacın derinliğinin artmasıyla birlikte yükselmesi beklenmektedir. Tablodaki C4.5 algoritmasının en düşük doğruluk oranına sahip olması seçilen karar ağacının derinliğinden kaynaklandığı düşünülmektedir.

## 5.TARTIŞMA

Sporun dünyada popülerliğini arttırması, ilginin, sporcuların ortaya koydukları performansa yoğunlaşılmasına olanak sunmuştur. Sporcuların fiziksel özellikleri uyguladıkları spor branşına uygun olmadıkça ortaya koydukları performans yeterli seviyeye ulaşamayacaktır (Aydos, 1991). Bireysel ve Takım sporlarında sporcuların fizyolojik, fiziksel ve motorik özelliklerini ortaya koymaları için branşın özelliklerine sahip vücut yapılarına sahip olmaları gerekmektedir (Açıkada, 1990). Bu koşullarda branşların gereksinimleri göz önünde bulundurularak sporcu seçimi yapılması gerekmektedir. Çeşitli spor branşlarının gerektirdiği özellikler farklılaşmaktadır.

Badminton sporu her yöne ani hamleler, sıçramalar ve ani yön değiştirmeler gerektirir (Shariff AH ve ark.,2009). Badminton hızı, yeteneği, hareketliliği, reaksiyonu ve estetiği kapsayan bir spor olduğu için badminton sporcularının reaksiyonu, sıçrama kuvveti ve sürati iyi, yapıları ise ince olmalıdır. Badminton oyuncusunun performans bakımından süratinin iyi bir seviyede olması kort içi hareket alanının orta korttan köşelere, köşelerden merkez noktasına ulaşmasında önemli bir avantaj sağladığı düşünülmektedir (Omosgaard, 1996).

Bir diğer branş atletizm, temelinde mesafe, zaman ve yüksekliği barındırmaktadır. Koşular zamana karşı, atlamalar mesafeye, atmalar ise yüksekliğe karşı konulan mücadeleyi temsil etmektedir (Çalışkan, 2013). Sporcuların sahip oldukları boy kriterleri bazı spor branşlarında performansı doğrudan etkilerken bazı branşlarda da dolaylı yoldan performansı etkilemektedir (Gündüz, 2005).

Voleybol oyuncusunun sahip olduğu antropometrik özellikler ve sıçrama kapasitesi takımın performansını doğrudan etkileyen önemli bir faktördür (Koç, 2010). Voleybol ve hentbol gibi branşlarda sporcuların düşük yağ yüzdeleri ile birlikte uzun boya sahip oldukları görülebilir bir özelliktir. Uzun boyun temel teknik ve taktik oyunlarda savunma ve hücum pozisyonlarında önemli avantaj sağladığı düşünülmektedir (Pehlivan, 1997).

Uluslar Arası Amatör Güreş Federasyonu (FILA) 'ya göre iki bireyin, belirlenmiş ebatlardaki minderde, araç kullanmaksızın, konulmuş kurallar çerçevesinde teknik, beceri, kuvvet ve akıllarını kullanmak kaydıyla karşılıklı üstün olma mücadelesi olarak

tanımlar (Öcal, 2007). Ayrıca güreş büyük oranda vücut kuvvetine bağlı olarak gelişim gösteren bir spordur (Cicioğlu ve ark., 2007).

Boks yüksek derecede güç gerektiren, dinamik ve statik özelliklerinden dolayı karmaşık bir yapıyı içinde barındıran mücadele sporları arasında yer almaktadır. (Haskell ve ark., 2007). Boks antrenmanları sporcuya fiziksel ve fizyolojik özelliklerden aerobik güç, kas kuvveti ve dayanıklılığı, el göz koordinasyonu ve esneklik, çabukluk ve reflekslerde büyük gelişme sağlamaktadır (Zorba, 1999).

Futbol branşında yüksek performansı sergileyebilmek için sporcuların fiziksel özellik bakımından patlayıcılık sürat ve dayanıklılıklarının yüksek seviyede olması, motor becerilerinin antropometrik özellikleriyle harmanlandığında başarı olarak karşımıza çıkması kaçınılmaz bir gerçeklik oluşturacağı düşünülmektedir (Figueirido ve ark., 2009; vayens ve ark., 2006). Üst düzey bir futbol maçında profesyonel futbolcuların maç süresince kat ettikleri toplam mesafenin yaklaşık 10 km sini %80-90 maksimal kalp atım hızında anaerobik eşiğe yakın bir yoğunlukta sürdürdüğü ölçümlenmiştir (Stolen ve ark., 2005). Futbol aerobik ve anaerobik yüklenmelerin yoğun kullanıldığı, aralıklı dinlenmelerin olduğu, sürat, çeviklik kuvvet, esneklik, hareketlilik, koordinasyon ve kassal dayanıklılığın performansı oluşturduğu bir spor dalıdır (Akgün,1994).

Judo teknik özellikleri bakımından uygulanan karşı kuvvete direnç göstermeden ve hatta karşı tarafın kuvvetini yine karşı tarafı alt etmek için kullanan bir savunma sanatıdır (Birod M, Beissner C.,1979).

Basketbol branşında en önemli faktörlerden biri boy faktörüdür. Sporcunun boy uzunluğu ölçülerek ilerideki boy ölçüsü için bir takım tahminler yapılabilmektedir. Sporcunun anne ve baba boyuna bakılması da tahminlerde olumlu katkı sağlamaktadır (Magill A.R, 1989).

Yukarıdaki çalışmalara bakıldığında her spor branşı için sürat, kuvvet, boy, koordinasyon ve dayanıklılık özelliklerine ihtiyaç duyulmaktadır. Ancak branşların kendi gereksinimleri incelendiğinde bu özelliklerin öncelikli sıralaması sürekli değişiklik göstermektedir. Bu ihtiyaç doğrultusunda spor branşlarını çabukluk branşları, kuvvet branşları ve boy branşları olarak sınıflayabiliriz.

Metodolojik bağlamda klasik istatistik test yöntemleri, kullanılan verilerin birbirleri ile olan ilintileri ve parametre sayıları artış nedeniyle, yetenek gruplama işlemlerinde kısıtlı olarak kullanılabilir (Till ve ark., 2016).

Yakın zamanda gerçekleştirilmiş bir çalışmada, futbolcular iki gruba ayrılarak bir sınıflandırma yapılmıştır. Kavrama ve bilişsel parametrelerden yola çıkılarak, futbolcu grubuna seçilen ve seçilmeyen oyuncu sınıflandırılmaya çalışılmıştır. Çalışma sonucunda %93.7 gibi yüksek bir sınıflandırma sonucu rapor edilmiştir (O Connor 2016). Ancak, gerçekleştirdiğimiz çalışmada daha fazla grup kullanarak daha yüksek başarımlara ulaşmış durumdayız.

Sporun dünya’da ilgiyle takip edilmesinden dolayı sporcu davranışlarını ve müsabaka sonuçlarını tahmin etmek birçok bilim alanında araştırma konusu olmuştur. Avrupa’nın 16 futbol liginin belirli sezonları süresince oynanan maçların sonucunu, takımların ofansif ve defansif güçlerini inceleyerek makine öğreniminde bayesçi ağlar, C4.5 algoritması ve multilayer perceptron gibi teknikler kullanılarak takımların maç sonuçlarının tahmin edilmesi çalışılmıştır.

Yapay sinir ağları ile modellenmiş dört farklı Ragbi liginde kazananın ve kaybedenin tahmin edilmesi amacıyla, oynanan maçlara uygulanan testlerde en yüksek % 75 en düşük ise % 52 başarı elde edilmiştir (McCabe ve Trevathon, 2008).

2006 FIFA Dünya kupası veri setinde, yapay sinir ağları kullanılarak berabere biten maçların sonuçları dikkate alınmadığında konuk takımın ya da ev sahibi takımın maçı kazanacağı %76.9 başarı ile tahmin edilebilmiştir (Joseph ve ark., 2006).

Yukarıdaki örnek çalışmalarda C4.5 algoritması, multi layer perceptron ve yapay sinir ağları kullanılarak veriler çeşitli şekillerde sınıflandırılmış ve birtakım tahminlere ulaşılmaya çalışılmıştır. Bu tez çalışması kapsamında ise C4.5 algoritması kullanılarak oluşturulan dört grupta yedi, sekiz ve dokuz yaş verileri ortalama %77.6 başarı oranı, Çok Katmanlı Algılayıcılar kullanılarak oluşturulan dört grupta yedi, sekiz ve dokuz yaş verilerinde ise ortalama %88.6 başarı oranı ve Destek Vektör Makinaları kullanılarak oluşturulan yedi, sekiz ve dokuz yaş verilerinde ise ortalama %87.6 başarı oranı ile sınıflandırılmıştır.

İsviçre ve Çek Cumhuriyeti’nde 7 – 12 yaş aralığındaki toplam 6038 futbolcu sağ, sol ayak ve çim, suni çim oyuncularını olmak üzere farklı kümelerde çalışmaya tabii

tutulmuşlardır. Bu çalışmanın başlangıcında sporcuların fiziksel ve antropometrik özellikleri kayıt altına alınarak sınıflandırılmış ve sonuca ulaşmak için veriler temel matematik kuramları ile işleme tabii tutulmuştur. Çalışmada futbolcuların oyuna katılma süreleri ve oyun düzeyine göre yaralanma riskleri belirlenmeye çalışılmıştır. Sonuçlar ışığında 295 ile 395 saat arasında ortalama 417 yaralanma vakası kaydedilmiştir ( Rössler ve ark., 2018).

Basketbol branşında efektif desenlerin keşfedildiği advanced Scott adında bir yazılım geliştirilmiştir ve 1995 – 1996 sezonunda NBA ‘de bulunan 29 takımın 16 sına dağıtılmıştır. Yazılım oyun içerisinde video çekimi ile oyuncuların pozisyonları ve pozisyon öncesi hazırlıklarını değerlendirerek antrenöre birtakım bilgiler sunmaktadır. Yazılımı kullanan takımların oyuncuları ve antrenörleri yazılımı, oyuna sağladığı katkıdan dolayı olumlu bulmuştur ( Bhandari ve ark., 1997).

Karşılaştığımız bu örnekler bize veri madenciliği kümeleme yöntemlerinin, yapay sinir ağı modellerinin sporda kullanımının artması ve antrenörlere destekleyici bilgiler sağlaması günümüzde bilgisayar bilimlerinin gelişmesiyle birlikte kullanımının artacağını göstermektedir.

## 6.SONUÇ ve ÖNERİLER

Bu çalışmada veri madenciliği yöntemleri, yetenek seçimi kriterlerine bakılarak en uygun sonuçlarla, spor branşına yönlendirilecek çocuğun baskın olan özelliği doğrultusunda doğru branşa yönlendirilmesi için kullanılması hedeflenmektedir.

Araştırmada veri madenciliği teknikleri kullanılarak fiziksel ve antropometrik özellikleri ölçülen çocukların gruplandırılması yapılmış ve gelecekte hangi özelliğe göre ilgili spor branşına yöneleceği ve o branşta başarılı olma ihtimalini ortaya koyan modeller geliştirerek başarılı olabilecek sporcuların tespit çalışması yapılmıştır.

Yapılan tez çalışmasında verilerin yaş gruplarına bakılarak 20m sürat, dikey sıçrama, durarak uzun atlama parametrelerinin çabukluk branşlarını, boy parametresinin boy branşlarını, pençe sağ ve sol kuvvetlerinin, 1 kg sağlık topu atma ve sırt kuvveti parametrelerinin kuvvet branşlarını temsil ettiği sınıflara ayrıldığında başarı oranı tüm yaş gruplarına bakıldığında C4.5 algoritmasında ortalama %77.6, MLP' de %88.6 ve SVM' de ise %87.6 doğruluk oranına ulaşılmıştır. Bu sınıflandırma ile çabukluk, kuvvet ve boy sporlarına yönlendirilen çocukların, tesadüfi yöntemlerle seçilmiş olan çocuklardan daha başarılı olacağı sonucuna varılmıştır.

Yapılan tez çalışmasında sahip olunan veri seti antrenman geçmişi olmayan yedi sekiz ve dokuz yaş katılımcı verisini kapsamaktadır. Bu çalışmada elde edilen sonuçlar ileride yapılabilecek bir takip çalışmasıyla birleştirilerek kurgulanan yöntemin başarısı hakkında fikir edinmeye açıktır. Ayrıca bulgular ışığında sınıflandırma başarısı göstermiştir ki katılımcıların yetenek yönlendirmesinde ki yedi yaşta en yüksek orana sahipken yaş büyüdükçe yönlendirme ve sınıflandırma başarısının azaldığı izlenmiştir.

Ayrıca sınıflandırma kuralları yaşlar üzerinde incelendiği zaman üç dört parametreyle katılımcıların yönlendirme sonucunun gözlemlenebildiği, böylece çok fazla ölçüm yapmadan da sonuç hakkında bilgi sahibi olabilmemiz sağlanabilmektedir.

Sınıflandırıcı veri setinin fizyolojik ve psikolojik değişkenler ile zenginleştirilmesi daha fazla sınıfa ayrıştırmayı kolaylaştıracaktır.

Sınıflandırıcı tekniklerinin var olan verilerden elde edilen bilgiyi kullanarak bir karar destek sistemi oluřturmaları, yetenek seřimine katkı saęlayacak bir modelin ortaya konmasının kolaylařacağını iřaret etmektedir. İleriki alıřmalarda farklı yař gruplarına ait verilerin sınıflandırılması ve daha byk sayıda rnekle, sistemlerin test edilmesi hedeflenmektedir.



## 7.KAYNAKLAR

1. A. McCabe, J. Trevathan, (2008) Artificial intelligence in sports prediction, in: Information Technology: New Generations, ITNG 2008. Fifth International Conference on, IEEE, 2008, pp. 1194–1197.
2. Abdel-Rahman, I. Akl, Amr Abdulfattah Hassan, (2017) An Artificial Neural Network Approach for Predicting Kinematics in Handball Throws, American Journal of Sports Science; 5(5): 35-39
3. Açıkkada C, Ergen E, (1990). Bilim ve spor Büro Tek Ofset Matbaacılık, Ankara 55-65
4. Açıkkada, C., Cinemre, A., (2001). Yıldız ve Genç Elit Sutopu Oyuncuların Bir Kısım Performans Kriterlerinin Karşılaştırılması. Hacettepe Üniversitesi Spor Bilimleri Dergisi, 12 (3), 3–18.
5. Akgün, N. (1994). Egzersiz Fizyolojisi. İzmir: Ege Üniversitesi Basımevi.
6. Akpınar H. DATA Veri Madenciliği (2014) Veri Analizi. Papatya Yayıncılık Eğitim 1. Basım. İstanbul; sf: 47-69
7. Alpaydın Ethem. (2011) Introduction machine learning. Boğaziçi Üniversitesi Yayın Evi İstanbul; sf 175- 195
8. Altun, D., (2003). Eskrim Sporuna Yönelik Yetenek Seçim ve Yetenek Modeli Oluşturma. Kocaeli Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü Beden Eğitimi ve Spor Anabilim Dalı Programı Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi.
9. Arıtan, S., (1994). Dik Güllü Atma Sporlarında Yetenek Seçiminde Kullanılan Kriterlerin Belirlenmesini Etkileyen Faktörler. Atletizm Bilim ve Teknoloji Dergisi. 14, 9-13.
10. Atakan, C., Karabulut, İ.,(2003). Derinliğe Dayalı Diskriminasyon. Selçuklu Üniversitesi Fen Edebiyat Fakültesi, Fen Dergisi, Sayı 22, 53-63, Konya.
11. Aydos L, (1991). Fiziksel Uygunluk, Gazi Eğitim Fakültesi
12. Ayşe Arı, Murat Erşen Berberler (2017) Yapay Sinir Ağları ile Tahmin ve Sınıflandırma Problemlerinin Çözümü İçin Arayüz Tasarımı ACTA INFOLOGICA 1 (2) ISSN: 2602-3563



13. Bayar, P., (1993). Orta ve Uzun mesafe Koşucularında Yetenek Seçimi ve Yönlendirme. *Atletizm Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 10, 8–13.
14. Bhandari I., Colet E., Parker J., Pines Z., Pratap R., Ramanujam K., (1997). Brief Application Description Advanced Scout: Data Mining and Knowledge Discovery in NBA Data. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 1, 121–125.
15. Birod M, Beissner C., (1979) Training, Teknik, Taktik: Reinbek. International Congress on judo. 1979
16. Bompa T.O. (1998) Dönemleme Antrenman Kuramı ve Yöntemi Çeviren: Keskin İ-Tuner BA. Bağırhan Yayinevi., Ankara.
17. Buekers M. (2002) Coaches and teachers at the crossroads of emerging patterns and direct perception. In S.P. Shohov, (Ed.) trends in cognitive psychology, nova science publishers, inc., Newyork; pp. 237–250.
18. Buekers M, Borry P, Rowe P. (2015) Talent in sports. some reflections about the search for future champions. *Movement & Sport Sciences – Science & Motricité*; 88, 3–12
19. Cavedon V, Zancanaro C, Milanese C (2015) Physique and Performance of Young Wheelchair Basketball Players in Relation with Classification. *PLoS ONE* 10(11): e0143621. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0143621>
20. Chawla N. V. (2003) C4.5 and Imbalanced Data sets: Investigating the effect of sampling method, probabilistic estimate, and decision tree structure. *Customer Behavior Analytics, Business Analytic Solutions, CIBC, BCE Place, 11th Floor, 161 Bay Street, Toronto, ON, CANADA M6S 5A6.*
21. Cicioğlu H, Kürkçü R., Eroğlu H., Yüksel S. (2007): 15-17 Yaş güreşçilerin fiziksel ve fizyolojik özelliklerinin sezonsal değişimi: *Spormetre Beden Eğitimi ve Spor Bilimleri Dergisi* 5: 1 51-6.
22. Coşan F, Demir A, Mengütay S. (Ed).(2002) Türk Çocuklarının Fiziki Uygunluk Normları. İstanbul Olimpiyat Oyunları Hazırlık ve Düzenleme Kurulu Eğitim Yayınları Yayın No 1., İstanbul.
23. Coşan F, Demir A. (2001) Türkiye’ de Çocukların Spora Yönlendirilmesinde Uygulama Modeli (Olimpiyatlar İçin Sporcu Kaynağı Projesi). Türk Çocukların Fiziki Uygunluk Normları. İstanbul Olimpiyat Oyunları Hazırlık ve Düzenleme Kuruluşu Eğitim Yayınları, 1. Yayın. Bursa.

24. Çalışkan O. (2013) Özel düzenlenmiş Plyometrik antrenmanların atletizm yapan 11-13 yaş çocukların aerobik ve anaerobik güçlerine etkisi. Yüksek Lisans Tezi, Aksaray Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü. Aksaray.
25. Çetin, A., (1996). Atletizmde Yetenek Seçiminde Kullanılan Testler ve Yoğunluk Parametreleri (koşular ve atmalar). *Atletizm Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 21, 26–28.
26. Çetin, A., (1994). Sprint Yeteneğinin Geliştirilmesi. *Atletizm Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 15, 5–8
27. Çokluk, Ö., (2010). Kuram ve Uygulamada Eğitim Bilimleri / Educational Sciences: Theory & Practice 10 (3) Yaz / Summer 1357-1407
28. Drazin S., Montag M., (2012). Decision Tree Analysis using Weka Machine Learning – Project II. University of Miami.
29. Dündar U., (1998). Antrenman Teorisi. Nobel Yayınevi. Ankara.
30. E. Davoodi, A. Khanteymooori, (2010) Horse racing prediction using artificial neural networks, *Recent Adv. Neural Networks, Fuzzy Syst. Evol. Comput.*, pp. 155-160
31. Figueiredo AJ, Gonçalves CE, Coelho E, et al. (2009): Youth soccer players, 11-14 years: Maturity, size, function, skill and goal orientation. *Annals Of Human Biology* (36), 60-73.
32. Gündüz N, (2005) Antrenman Bilgisi, Birinci baskı, İzmir, Saray Medical Yayıncılık, sf. 21 22.
33. Gündüz N. (1997) Antrenman Bilgisi. Saray medikal yayıncılık 2. Yayın İzmir; s.23
34. Hartigan, J., Wong, M., Algorithm A.S. (1979) A K-Means Clustering Algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society. Series C (Applied Statistics)*. 1979; 28(1), 100-108.

35. Joseph, A., Fenton, N.E., Neil, M. (2006). Predicting football results using Bayesian nets and other machine learning techniques. *Knowledge-Based Systems*. 19, 544-553.
36. Kamar A. (2003) Sporda Yetenek Beceri ve Performans Testleri. Nobel Yayın Dağıtım. Ankara;s.40-41
37. Karaoğlu B. (2015) Makine Öğrenmesi ile Spor Karşılaşmalarının Modellenmesi, Cilt 5, Sayı 9, S 1-6
38. Karl K. (2001) Sporda Yetenek Arama Seçme ve Yönlendirme Antrenör Eğitim Dizisi. Bağırhan Yayinevi., Ankara.
39. Kaufman M., Witten L. H., Frank E., Arihol M., Pol C. J., (2017). *Data Mining Practical Machine Learning Tools and Techniques*. Morgan Kaufman is an imprint of Elsevier 50 Hanpshic street. 5th floor. Cambridge. MA 02139 United States 553
40. Koç H., Aslan S C., Erkek Hentbol Ve Voleybol Sporcularının Seçilmiş Fiziksel ve Motorik Özelliklerinin Karşılaştırılması Selçuk Üniversitesi Beden Eğitimi ve Spor Bilimleri Dergisi 2010; 12(3): 227-231
41. Kuter, M., Öztürk F., (1997). *Antrenör ve Sporcu El Kitabı*. Nobel Yayınevi. Ankara.
42. Haskell, W. L., Lee, I-M., Pate, R. R., Powell, K. E., Blair, S. N., Franklin, B. A., ... Bauman, A. (2007). Physical activity and public health: Updated recommendation for adults from the American College of Sports Medicine and the American Heart Association. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 39(8), 1423-1434
43. Magill, A.R., (1989) *Motorlearning Concepts and Applications*, Third Ed. Iowa, Wch, Publishers, 17-34
44. Mengütay S, Demir A, Coşan F. (2002) Olimpiyatlar İçin Sporcu Kaynağı Projesi, Olimpiyat Hazırlık ve Düzenleme Kurulu Eğitim Yayınları. İstanbul No 2, 102.
45. Morris, T., (2000). Psychological Charecteristics and Talent İdentification in Soccer. *Journal of Sport Sciences*. 18, 715–726.

46. Muratlı S, Kalyoncu O, Şahin G. (2007) Antrenman ve Müsabaka. Ladin Matbası 2. Baskı Antalya; 2007 s.716.
47. O'Connor D, Larkin P, Mark Williams A. (2016) Talent identification and selection in elite youth football: An Australian context. Eur J Sport Sci. Oct;16(7):837-44
48. Omosgaard B. (1996) Physical Training for Badminton. International Badminton Federation (JIBF)Denmark.
49. Öcal D, (2007). Elit Güreşçilerin Somototip Özellikleri ile Anropometrik Oransal İlişkilerinin Stiller ve Sikletler Arası Karşılaştırılması. Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü ve Spor Anabillim Dalı, Ankara.
50. Özen, Ö., (1998). Çocuk ve Gençlerde Kuvvet Antrenmanları. Atletizm Bilim ve Teknoloji Dergisi, 32, 19–26.
51. Özer K. (2006) Fiziksel Uygunluk. 2. Baskı, Nobel Yayın Dağıtım. İstanbul s. 11, 118-120, 160.
52. Özer K., (1993). Antropometri Sporda Morfolojik Planlama Kazancı Matbacılık İstanbul sf. 23-35
53. Pehlivan Z. (1997) 1995-1996 sezonunda Türkiye 1. Deplasmanlı Bayanlar Basketbol, Hentbol ve Voleybol Liglerinde Şampiyon olan sporcuların fiziksel ve fizyolojik özelliklerinin değerlendirilmesi; Gazi Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi 1997.
54. Priyanka Gaur (2012) Neural Networks in Data Mining Department of Information and Technology Marudhar Engineering College, Bikaner, Rajasthan
55. Razali N, Mustapha A., Yatim A.F., Aziz A.R. (2017) Predicting player position for talent identi\_cation in association football. International Research and Innovation Summit (IRIS2017). IOP Conf. series: materials science and engineering.; 226 012087

56. Reilly, T., Williams, A. M., Nevill, A., Franks, A., (2000). A Multidisciplinary Approach to Talent identification in Soccer. *Journal of Sport Sciences*. 18, 695–702.
57. Rokach, L, Maimon o, (2005). *Decision trees handbook of data mining and knowledge discovery in databases*. Springer.
58. Rory P. Bunker, Fadi Thabtah, (2017) A machine learning framework for sport result prediction, *Applied Computing and Informatics*, <https://doi.org/10.1016/j.aci.2017.09.005>,
59. Rössler R., Junge A., Chomiak J., Němec K., Dvorak J., Lichtenstein E., Faude O., (2018) Risk factors for football injuries in young players aged 7 to 12 years. *Scand J Med Sci Sports*. Mar;28(3):1176-1182. doi: 10.1111/sms.12981.
60. Ruck D W., Rogers S K., Kabrisky M., (1989). Feature Selection Using a Multilayer Perceptron. Department of Electrical and Computer Engineering Air Force Institute of Technology AFIT/ENG, Wright-Patterson AFB, Ohio 45433-6503.
61. Ruiz R J, Lechuga R J, Ortega B F, Piñero C J, Benitez M J, Azofra A A, Sanchez C, Sjöström M, Castillo J M, Gutierrez A, Zabala M, (2008) Artificial neural network-based equation for estimating VO<sub>2</sub>max from the 20m shuttle run test in adolescents, In *Artificial Intelligence in Medicine*, Volume 44, Issue 3, Pages 233-245, ISSN 0933-3657, <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2008.06.004>.
62. Saçaklı M. (1998) Dört yüz Minik-Yıldız 14/16 Genç Takım Futbolcularında Kuvvet Parametrelerinin Tespiti ve Yetenek Seçimindeki Etkisi. M.Ü. Sosyal Bilimler Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi.
63. Sharif A.H., George J., Ramlan A.A. (2009) Musculoskeletal Injuries Among Malasian Badminton Players. *Singapore Med J*. Nov; 50(11); 1095-7.
64. Silva J.A., Costa M.A., Oliveira M.P., Reis M.V., Saavedra J., Perl J., Rouboa A., Marinho A.D. (2007) The Use of Neural Network Technology to Model Swimming Performance, *J Sports Sci Med*. Mar; 6(1): 117–125.
65. Staudenmayer J., Pober D., Crouter S., Bassett D., Freedson P., (2009) An artificial neural network to estimate physical activity energy expenditure and identify

- physical activity type from an accelerometer, *Journal of Applied Physiology*. 107,4, 1300-1307.
66. Stølen, T., Chamari, K., Castagna, C., Wisløff, U. (2005). Physiology of soccer. *Sports Medicine*. 35(6):501–536.
67. Tamer K. (1991) Fiziksel Performansın Ölçülmesi ve Değerlendirilmesi. (Egzersiz Fiziyojisi Laboratuvar Rehberi) Gökçe ofset matbaacılık Ankara. S.32
68. Tan, B., Aziz, A., Teh, K., Lee, H., (2001). Grip Strength Measurement in Competitive Ten-Pin Bowlers. *The Journal of Sports Medicine and Physical Fitness*. 41, 68–72.
69. Taşkıran, Y., (1994). Hentbolde Performans, Bağırhan Yayınevi. Ankara.
70. Till K., Ben L. Jones, S. Cobley, D. Morley, J. O'Hara, C. Chapman, C. Cooke, and Clive B. Beggs, (2016) Identifying Talent in Youth Sport: A Novel Methodology Using Higher-Dimensional Analysis, *PLoS One*. 2016; 11(5): e0155047.
71. Vaeyens R., Lenoir M., Williams M.A., Philippaerts M.P. (2008) Talent identification and development programmes in sport current models and future directions. *Sports Med*. 38 (9): 703-714
72. Vaeyens R., Malina R.M., Janssens M, et al (2006): A Multidisciplinary selection model for youth soccer. The Ghent Youth Soccer Project. *British Journal of Sports Medicine* (40), 928-934.
73. Vapnik, V.N., (1995): *The Nature of Statistical Learning Theory* Springer-Verlag, NewYork.
74. Vapnik, V.N., (2000): *The Nature of Statistical Learning Theory 2*. Baskı Springer-Verlag, NewYork.
75. Yalçınay, M., (2000). Birey Değerlendirmede Psikomotor Yetenekler ve Bir Uygulama Çalışması. Gebze İleri Teknoloji Enstitüsü Sosyal Bilimler Enstitüsü Anabilim Dalı, Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi.

76. Zorba E, Ziyagil Ma, Erdemli İ. Türk ve Rus Boks Millî Takımlarının Bazı Fizyolojik Kapasite ve Antropometrik Yapılarının Karşılaştırılması, Gazi Üniversitesi Beden Eğitimi ve Spor Bilimleri Dergisi 1999; 1:17-28.
77. Zorba E .,(2001). Fiziksel Uygunluk. İkinci baskı, Ankara, Gazi kitap evi sf. 18-22
78. Woods T.C., Veale J., Fransen J., Robertson S., Collier N.F. (2018) Classification of playing position in elite junior Australian football using technical skill indicators, Journal of Sports Sciences, 36:1, 97-103.
79. (1) Hanife Kanat Usta tarafından hazırlanmıştır.



## 8.EKLER

Ek 1: Sağlık Bilimleri Enstitüsü Etik Kurul Onayı



T.C.  
MARMARA ÜNİVERSİTESİ  
Sağlık Bilimleri Enstitüsü  
Etik Kurulu

**PROJENİN ADI :** Yapay Sinir Ağları Temelli Sporda Yetenek Yönlendirme Karar Destek Sistemi Tasarımı  
**PROJE YÜRÜTÜCÜSÜ:** Yrd.Doç.Dr. Adil Deniz DURU  
**PROJEDEKİ ARAŞTIRICILAR :** Hanife KANAT USTA  
**ONAY TARİHİ VE ONAY SAYISI:** 08.01.2018-13

**Sayın ; Yrd.Doç.Dr. Adil Deniz DURU**

13 protokol nolu “Yapay Sinir Ağları Temelli Sporda Yetenek Yönlendirme Karar Destek Sistemi Tasarımı” isimli projeniz Enstitümüz Etik Kurulu tarafından incelenmiş ve etik yönden uygunluğuna karar verilmiştir.

Prof. Dr. Göksel ŞENER  
Komisyon Başkanı

Doç.Dr. Pınar MEGA TİBER

Prof. Dr. Dilek SAVE

Prof. Dr. Hülya AŞCI

Prof. Dr. Tuğba TUNALI AKBAY

Prof. Dr. Neşise BAHIÇECİK

Prof. Dr. Hakkı ARIKAN

Doç. Dr. Oya ORUN

Doç. Dr. Gürkan SERT

Doç. Dr. İlkşan DEMİRBUKEN

Doç. Dr. M. Ümit UĞURLU

Doç. Dr. Betül OKUYAN

Av. Funda IŞIK ÖZCAN



Marmara Üniversitesi Göztepe  
Kampüsü Sağlık Bilimleri  
Enstitüsü 34688 Kadıköy /  
İSTANBUL

0 (216) 414 44 23/12 (Faks)  
0 (216) 414 44 23

[saglik.ogrenci@marmara.edu.tr](mailto:saglik.ogrenci@marmara.edu.tr)  
<http://saglik.marmara.edu.tr>

Ayrıntılı bilgi için:  
Süleyman  
TÜRKMENOĞLU



Ek 2: Kurum İzni



T.C.  
GAZİOSMANPAŞA KAYMAKAMLIĞI  
Gençlik Hizmetleri ve Spor İlçe Müdürlüğü

Sayı : 38104782-100 -137  
Konu : Hanife KANAT USTA Hk.

02.10.2017

KAYMAKAMLIK MAKAMINA  
GAZİOSMANPAŞA

İlgi : Hanife KANAT USTA'nın 02/10/2017 tarih ve 271sayılı dilekçesi

Marmara Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü Beden Eğitimi Ve Spor Anabilim Dalı Yüksek Lisans Öğrencisi Hanife KANAT USTA'nın Yrd.Doç.Dr.Adil Deniz DURU danışmanlığında Yüksek Lisans tez çalışması yapması için,kendisininde proje sorumlusu olarak görev yaptığı ve İlçe spor Müdürlüğümüzce koordine edilen” Sporda Yetenek Tespiti ve spora yönlendirme” projesindeki verileri, bilgileri ve diğer gerekli hususları Yüksek Lisans tezi kapsamında”**Yapay Sınır Ağları Temelli Yetenek Yönlendirme Karar Destek Sistemi**” oluşturmak üzere örnek olarak kullanmak istemektedir.

Gereğini Arz Ederim.

Naci USTA  
Gaziosmanpaşa Gençlik Hizmetleri  
ve Spor İlçe Müdürü V.



Adres : Merkez mahallesi Kaymakamlık Binası giriş katı GAZİOSMANPAŞAİSTANBUL  
Telefon : 02124181338 Belgegeçer : 021256157389  
E-Posta : gaziosmanpsagsim@sgm.gov.tr Elektronik Ağ : http://istanbul.gsb.gov.tr/

### Ek 3: Değerlendirme formu

Sporda Yetenek Tespiti ve Spor Branşlarına Yönlendirmek İçin  
Antrenör Değerlendirme (Görüşü) ve Sıralama Formu

Sıra No	Özellikler	Antrenör Değerlendirmesi
1	20 m Sürat	
2	Esneklik	
3	Dikey Sıçrama	
4	Pençe Kuvveti (Sağ El)	
5	Pençe Kuvveti (Sol El)	
6	Sırt Kuvveti	
7	Durarak Uzun Atlama	
8	1kg Sağlık Topu Atma	
9	Kulaç Uzunluğu	
10	Kilo	
11	Boy	
12	Baba Boyu	
13	Anne Boyu	
14	Ayak No	

Değerli Hocam; "Yapay Sinir Ağları Temelli Yetenek Yönlendirme Karar Destek Sistemi Tasarımı " konulu yüksek Lisans Tez çalışmam için sizin gibi tecrübeli antrenörlerin görüşlerine ihtiyaç duymaktayız. Bu sebeple yukarıda belirtilen özellikleri branşınız için önem derecesine göre sıralayınız.Sizin için aynı dereceye sahip özelliğe aynı sayıyı verebilirsiniz.

Hanife KANAT USTA

Marmara Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü  
Sporda Bilişim Teknolojileri Yüksek Lisans Öğrencisi

Antrenör Adı Soyadı :.....

Branşı :.....

İmza :.....

## 9.ÖZGEÇMİŞ

<b>Adı</b>	Hanife	<b>Soyadı</b>	Kanat Usta
<b>Doğum Yeri</b>	Gaziosmanpaşa	<b>Doğum Tarihi</b>	05.04.1988
<b>Uyruğu</b>	TC.	<b>Tel</b>	0505 535 4970
<b>E-Posta</b>	hanifekanatusta@hotmail.com		

	<b>Mezun Olduğu Kurumun Adı</b>	<b>Mezuniyet Yılı</b>
<b>Doktora/Uzmanlık</b>		
<b>Yüksek Lisans</b>	Marmara Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü	2016-devam
<b>Lisans</b>	Marmara Üniversitesi Antrenörlük Eğitimi	2009
<b>Lise</b>	Plevne Lisesi- İstanbul	2005

<b>İş Deneyimi</b>		
<b>Görevi</b>	<b>Kurum</b>	<b>Süre (Yıl-Yıl)</b>
<b>Antrenör</b>	Gençlik ve Spor Bakanlığı	2010- devam