

T.C.  
İZMİR DEMOKRASİ ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

YÜKSEK LİSANS TEZİ  
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

KINECT SENSÖR TABANLI  
İSKELET EKLEM TAKİP VERİSİNDEN  
SALSA DANSI ADIMLARININ SINIFLANDIRILMASI

Mervan TAN

Danışman  
Doç. Dr. Kemal Avcı



İZMİR-2022

**Mervan  
TAN**

**KINECT SENÖR TABANLI İSKELET EKLEM TAKİP VERİSİNDEN SALSA  
DANSI ADIMLARININ SINIFLANDIRILMASI**

**2022**

## TEZ ONAYI

**Mervan TAN** tarafından hazırlanan “**Kinect Sensör Tabanlı İskelet Eklem Takip Verisinden Salsa Dansı Adımlarının Sınıflandırılması**” adlı tez çalışması 12/09/2022 tarihinde aşağıdaki jüri üyeleri önünde İzmir Demokrasi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü **Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı**’nda **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak başarı ile savunulmuştur.

**Danışman**                      **Doç.Dr. Kemal AVCI**                      .....

**Jüri Üyesi**                      **Prof.Dr. Musa ALCI**                      .....

**Jüri Üyesi**                      **Dr.Öğr.Üy. Başak E. K. GÜZEL**                      .....

## **TAAHHÜTNAME**

Bu tezin İzmir Demokrasi Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü'nde, akademik ve etik kurallara uygun olarak yazıldığını ve kullanılan tüm literatür bilgilerinin referans gösterilerek tezde yer aldığını beyan ederim.

**Mervan TAN**



İÇİNDEKİLER.....	i
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ .....	iii
ŞEKİLLER DİZİNİ .....	iv
TABLO DİZİNİ.....	vi
TEŞEKKÜR.....	1
ÖZET.....	2
ABSTRACT .....	3
1. GİRİŞ.....	4
2. GENEL BİLGİLER .....	7
2.1. Salsa Dansı Hakkında Genel Bilgiler.....	7
2.2. Kinect Sensör Hakkında Genel Bilgiler.....	10
2.2.1. Kinect v2 Teknik Özellikleri.....	12
2.2.2. Kinect v1 ve Kinect v2 Karşılaştırması .....	13
3. KAYNAK ARAŞTIRMASI.....	15
3.1. Dans Alanında Yapılan Kinect Tabanlı Çalışmalar.....	15
3.2. Salsa Alanında Yapılan Kinect Tabanlı Çalışmalar .....	18
4. MATERYAL VE YÖNTEMLER.....	21
4.1. Kinect v2 Sensör – Bilgisayar Bağlantısı ve Kurulum Hakkında	21
4.2. Veri Seti .....	22
4.2.1. Veri Toplama .....	22
4.2.2. Veri Önileme.....	26
4.3. Makine Öğrenme Tabanlı Sınıflandırma .....	29
4.3.1. Kullanılan Öznitelikler .....	29
4.3.2. Kullanılan Sınıflandırma Yöntemleri.....	30
4.3.3. Veri Dağılımı ve Sınıflandırma Performans Ölçütleri.....	31
4.3.3.1. Bekletme Doğrulama .....	31
4.3.3.2. Çapraz Doğrulama .....	31
4.3.3.3. Performans Ölçütleri.....	32
5. ARAŞTIRMA BULGULARI VE TARTIŞMA.....	34
5.1. Sekiz Vuruşluk Dört Temel Adım Sınıflaması için Bulgular .....	34
5.1.1. Birinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Bulgular.....	34
5.1.1.1. SVM Sınıflandırma Sonuçları .....	34
5.1.1.2. KNN Sınıflandırma Sonuçları .....	35
5.1.1.3. Torbalama Ağaçları Sınıflandırma Sonuçları .....	36

5.1.1.4. Karar Ağacı Sınıflandırma Sonuçları.....	37
5.1.1.5. Naive Bayes Sınıflandırma Sonuçları .....	39
5.1.2. İkinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Bulgular .....	40
5.1.2.1. SVM Sınıflandırma Sonuçları .....	40
5.1.2.2. KNN Sınıflandırma Sonuçları .....	41
5.1.2.3. Torbalama Ağaçları Sınıflandırma Sonuçları .....	42
5.1.2.4. Karar Ağacı Sınıflandırma Sonuçları.....	43
5.1.2.5. Naive Bayes Sınıflandırma Sonuçları .....	44
5.2. Sekiz Vuruşluk Sekiz Temel Adım Sınıflaması için Bulgular .....	45
5.2.1. SVM Sınıflandırma Sonuçları .....	45
5.2.2. KNN Sınıflandırma Sonuçları.....	46
5.2.3. Torbalama Ağaçları Sınıflandırma Sonuçları .....	47
5.2.4. Karar Ağacı Sınıflandırma Sonuçları .....	48
5.2.5. Naive Bayes Sınıflandırma Sonuçları .....	50
5.3. Değerlendirme.....	51
6. SONUÇ VE ÖNERİLER.....	54
KAYNAKLAR.....	56

## SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

<b>AUC</b>	Area Under Curve (Eğri Altında Kalan Alan)
<b>BPM</b>	Beats Per Minute (Dakikada Vuruş)
<b>DTW</b>	Dynamic Time Warping (Dinamik Zaman Bükme)
<b>ELM</b>	Extreme Machine Learning (Aşırı Öğrenme Makinesi)
<b>FDR</b>	False Discovery Rate (Yanlış Bulgu Oranı)
<b>FN</b>	False Negative (Yanlış Negatif)
<b>FP</b>	False Positive (Yanlış Pozitif)
<b>FPS</b>	Frame Per Second (Saniyedeki Çerçeve)
<b>GMM</b>	Gauss Mixture Models (Gauss Karışım Modelleri)
<b>HMM</b>	Hidden Markov Model (Saklı Markov Modeli)
<b>KNN</b>	K-Nearest Neighbors (K-En Yakın Komşu)
<b>LA</b>	Los Angeles
<b>NY</b>	New York
<b>On1</b>	Ölçünün birinci vuruşu üzerine
<b>On2</b>	Ölçünün ikinci vuruşu üzerine
<b>PC</b>	Personal Computer (Kişisel Bilgisayar)
<b>PRE</b>	PRECision (Kesinlik)
<b>PPV</b>	Positive Predictive Value (Pozitif Öngörü Değeri)
<b>ROC</b>	Receiver Operating Characteristic (Alıcı İşlem Karakteristiği)
<b>SSOM</b>	Spherical Self-Organizing Map (Küresel Kendi-Organize Harita)
<b>SVM</b>	Support Vector Machines (Destek Vektör Makineleri)
<b>TDSF</b>	Türkiye Dans Sporları Federasyonu
<b>TN</b>	True Negative (Doğru Negatif)
<b>TP</b>	True Positive (Doğru Pozitif)
<b>TPR</b>	True Positive Rate (Doğru Pozitif Oranı) Xbox Adaptive Controller
<b>XAC</b>	Xbox Adaptive Controller (Xbox Uyarlanabilir Denetleyici)

<b>Şekil 2.1.</b> Salsa Şampiyonasında Yarışan Bir Çift.....	7
<b>Şekil 2.2.</b> İki Ölçüde Müzisyen Sayımı .....	8
<b>Şekil 2.3.</b> İki Ölçüde Dansçı Sayımı.....	8
<b>Şekil 2.4.</b> Los Angeles Stili Salsa Temel İleri-Geri Adımı.....	9
<b>Şekil 2.5.</b> New York Stili Salsa Temel İleri-Geri Adımı (ideal form).....	9
<b>Şekil 2.6.</b> New York Stili Salsa Temel İleri-Geri Adımı (pratik form).....	10
<b>Şekil 2.7.</b> Kinect Versiyonları.....	10
<b>Şekil 2.8.</b> Kinect Kullanım Alanları [26].....	11
<b>Şekil 2.9.</b> Kinect v2 temel birimleri.....	12
<b>Şekil 2.10.</b> Kinect v1 ve Kinect v2 için İskelet Eklemleri.....	14
<b>Şekil 4.1.</b> Kinect v2 - Bilgisayar bağlantısı [57].....	22
<b>Şekil 4.2.</b> Kullanılan Metronom Uygulamasının Arayüzü .....	24
<b>Şekil 4.3.</b> Bir Katılımcıdan Alınan İskelet Eklem Verisi Görseli.....	24
<b>Şekil 4.4.</b> İskelet Eklem Verisi .....	25
<b>Şekil 4.5.</b> Veri Alım Süreci.....	25
<b>Şekil 4.6.</b> Bir Dansçıdan Alınan Metadata Dosyası.....	26
<b>Şekil 4.7.</b> Sekiz Eklem Verisinin Ayırıştırılması için Oluşturulan Matlab Kodu.....	27
<b>Şekil 4.8.</b> Metadata Veri Dosyasındaki Bir Çerçeveye Ait 25 Eklem Verisi .....	27
<b>Şekil 4.9.</b> Bir Katılımcının Temel İleri Geri Adım Metadata Kaydından Çıkarılan Sekiz Eklem Veri Dosyası .....	28
<b>Şekil 4.10.</b> Öznitelik Çıkarma İşlemi için Matlab Kod Parçası.....	29
<b>Şekil 4.11.</b> Karışıklık Matrisi.....	32
<b>Şekil 5.1.</b> Sekiz Vuruşluk Birinci Dört Temel Adım Sınıflaması için SVM Karışıklık Matrisi .....	35
<b>Şekil 5.2.</b> Sekiz Vuruşluk Birinci Dört Temel Adım Sınıflaması için KNN Karışıklık Matrisi .....	36
<b>Şekil 5.3.</b> Sekiz Vuruşluk Birinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Torbalama Ağaçları Karışıklık Matrisi .....	37
<b>Şekil 5.4.</b> Sekiz Vuruşluk Birinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Karar Ağacı Karışıklık Matrisi .....	38
<b>Şekil 5.5.</b> Sekiz Vuruşluk Birinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Naive Bayes Karışıklık Matrisi .....	39

<b>Şekil 5.6.</b> Sekiz Vuruşluk İkinci Dört Temel Adım Sınıflaması için SVM Karışıklık Matrisi .....	40
<b>Şekil 5.7.</b> Sekiz Vuruşluk İkinci Dört Temel Adım Sınıflaması için KNN Karışıklık Matrisi .....	41
<b>Şekil 5.8.</b> Sekiz Vuruşluk İkinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Torbalama Ağaçları Karışıklık Matrisi .....	42
<b>Şekil 5.9.</b> Sekiz Vuruşluk İkinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Karar Ağacı Karışıklık Matrisi .....	43
<b>Şekil 5.10.</b> Sekiz Vuruşluk İkinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Naive Bayes Karışıklık Matrisi .....	44
<b>Şekil 5.11.</b> Sekiz Vuruşluk Sekiz Temel Adım Sınıflaması için SVM Karışıklık Matrisi .....	45
<b>Şekil 5.12.</b> Sekiz Vuruşluk Sekiz Temel Adım Sınıflaması için KNN Karışıklık Matrisi .....	47
<b>Şekil 5.13.</b> Sekiz Vuruşluk Sekiz Temel Adım Sınıflaması için Torbalama Ağaçları Karışıklık Matrisi .....	48
<b>Şekil 5.14.</b> Sekiz Vuruşluk Sekiz Temel Adım Sınıflaması için Karar Ağacı Karışıklık Matrisi .....	49
<b>Şekil 5.15.</b> Sekiz Vuruşluk Sekiz Temel Adım Sınıflaması için Naive Bayes Karışıklık Matrisi .....	50

<b>Tablo 2.1.</b> Kinect v1 ve Kinect v2 Karşılaştırması .....	13
<b>Tablo 5.1.</b> Sekiz Vuruşluk Birinci Dört Temel Adım Sınıflaması için SVM Test Veri Seti Doğruluk Oranları.....	34
<b>Tablo 5.2.</b> Sekiz Vuruşluk Birinci Dört Temel Adım Sınıflaması için KNN Test Veri Seti Doğruluk Oranları.....	36
<b>Tablo 5.3.</b> Sekiz Vuruşluk Birinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Torbalama Ağaçları Test Veri Seti Doğruluk Oranları .....	37
<b>Tablo 5.4.</b> Sekiz Vuruşluk Birinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Karar Ağacı Test Veri Seti Doğruluk Oranları.....	38
<b>Tablo 5.5.</b> Sekiz Vuruşluk Birinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Naive Bayes Test Veri Seti Doğruluk Oranları.....	39
<b>Tablo 5.6.</b> Sekiz Vuruşluk İkinci Dört Temel Adım Sınıflaması için SVM Test Veri Seti Doğruluk Oranları.....	40
<b>Tablo 5.7.</b> Sekiz Vuruşluk İkinci Dört Temel Adım Sınıflaması için KNN Test Veri Seti Doğruluk Oranları.....	41
<b>Tablo 5.8.</b> Sekiz Vuruşluk İkinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Torbalama Ağaçları Test Veri Seti Doğruluk Oranları .....	42
<b>Tablo 5.9.</b> Sekiz Vuruşluk İkinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Karar Ağacı Test Veri Seti Doğruluk Oranları.....	43
<b>Tablo 5.10.</b> Sekiz Vuruşluk İkinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Naive Bayes Test Veri Seti Doğruluk Oranları.....	44
<b>Tablo 5.11.</b> Sekiz Vuruşluk Sekiz Temel Adım Sınıflaması için SVM Test Veri Seti Doğruluk Oranları .....	46
<b>Tablo 5.12.</b> Sekiz Vuruşluk Sekiz Temel Adım Sınıflaması için KNN Test Veri Seti Doğruluk Oranları .....	46
<b>Tablo 5.13.</b> Sekiz Vuruşluk Sekiz Temel Adım Sınıflaması için Torbalama Ağaçları Test Veri Seti Doğruluk Oranları.....	48
<b>Tablo 5.14.</b> Sekiz Vuruşluk Sekiz Temel Adım Sınıflaması için Karar Ağacı Test Veri Seti Doğruluk Oranları.....	49
<b>Tablo 5.15.</b> Sekiz Vuruşluk Sekiz Temel Adım Sınıflaması için Naive Bayes Test Veri Seti Doğruluk Oranları.....	51

<b>Tablo 5.16.</b> Sekiz Vuruşluk Birinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Sınıflandırma Yöntemleri Eğitim Veri Seti Doğruluk Oranları.....	51
<b>Tablo 5.17.</b> Sekiz Vuruşluk İkinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Sınıflandırma Yöntemleri Eğitim Veri Seti Doğruluk Oranları.....	52
<b>Tablo 5.18.</b> Sekiz Vuruşluk Sekiz Temel Adım Sınıflaması için Sınıflandırma Yöntemleri Eğitim Veri Seti Doğruluk Oranları.....	52
<b>Tablo 5.19.</b> Sekiz Vuruşluk Birinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Sınıflandırma Yöntemleri Test Veri Seti Ortalama Doğruluk Oranları.....	53
<b>Tablo 5.20.</b> Sekiz Vuruşluk İkinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Sınıflandırma Yöntemleri Test Veri Seti Ortalama Doğruluk Oranları.....	53
<b>Tablo 5.21.</b> Sekiz Vuruşluk Sekiz Temel Adım Sınıflaması için Sınıflandırma Yöntemleri Test Veri Seti Ortalama Doğruluk Oranları.....	53

## TEŐEKKÜR

Çalıřmamın her ařamasında bana destek olan, bilgi ve deneyimleri ile yol gosteren danıřman hocam Sayın Doç. Dr. Kemal Avcı'ya, öğrenim hayatım boyunca beni maddi ve manevi olarak destekleyen ve hep yanımda olan aileme, çalıřmamda verileri almam için gönüllü katılımcı desteęi sunan İzmir Demokrasi Üniversitesi Dans Topluluęu ile TDSF 3. Kademe Salsa Antrenörü Ahu Acar'a ve onun antrenörlük yaptıęı Dans Park Spor Kulübüne yürekten teşekkür ederim.

Mervan TAN  
İZMİR, 2022



# ÖZET

## Yüksek Lisans Tezi

### Kinect Sensör Tabanlı İskelet Eklem Takip Verisinden Salsa Dansı Adımlarının Sınıflandırılması

Mervan TAN

İzmir Demokrasi Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalı

Danışman : Doç. Dr. Kemal AVCI

Bu tez çalışmasında Kinect v2 sensör tabanlı iskelet eklem verileri kullanarak Los Angeles stili solo salsa temel dans adımlarının makine öğrenmesi yöntemleriyle sınıflandırılması hedeflenmiştir. Bu doğrultuda öncelikle yirmi farklı katılımcıdan Kinect v2 sensör tabanlı iskelet eklem verileri alınarak sekiz salsa temel adım için bir veri seti oluşturulmuştur. Kinect v2'den elde edilen eklem verileri, Matlab 2020b ve Microsoft Kinect for Windows Support from Image Acquisition Toolbox programları kullanarak bilgisayara aktarılmıştır. Temel salsa dans adımlamaları, vücut alt bölgesiyle ilişkili olduğundan Kinect v2'nin sunduğu 25 iskelet eklem verisinden 8'i kullanılmıştır. Oluşturulan veri seti, %80 eğitim verisi ve %20 test verisi olarak dağıtılmıştır. Daha sonra, 60 öznitelik kullanarak ham verilerden öznitelik çıkarma işlemleri yapılmıştır. Matlab Classification Learner kullanarak sekiz vuruşluk dört ve sekiz temel adım sınıflandırma işlemleri için k=10 çapraz doğrulama altında makine öğrenmesi sınıflandırma algoritmaları eğitilmiş ve ayrı ayrı modeller oluşturulmuştur. Son olarak, oluşturulan modeller için test veri seti kullanarak test başarımları hesaplanmıştır.

**Anahtar Kelimeler: Kinect v2, İskelet Eklem Verileri, Salsa, Makine Öğrenmesi, Sınıflandırma, Matlab**

2022, 74 sayfa

## **ABSTRACT**

**M.Sc. Thesis**

### **Classification of Salsa Dance Steps from Kinect Sensor-Based Skeletal Joint Tracking Data**

**Mervan Tan**

**İzmir Demokrasi University**

**Graduate School of Applied and Natural Sciences**

**Department of Electrical and Electronics Engineering**

**Supervisor : Assoc. Prof. Dr. Kemal Avcı**

In this thesis, it is aimed to classify Los Angeles style solo salsa fundamental dance steps with machine learning methods using Kinect v2 sensor-based skeletal joint data. In this direction, firstly, Kinect v2 sensor-based skeletal joint data are collected from twenty different participants and a data set is created for eight salsa fundamental steps. The joint data acquired from Kinect v2 are transferred to the computer using Matlab 2020b and Microsoft Kinect for Windows Support from Image Acquisition Toolbox programs. Since fundamental salsa dance steps are associated with the lower body region, 8 out of 25 skeletal joint data provided by Kinect v2 are used. The obtained data set is distributed as 80% training data and 20% test data. Then, feature extraction is performed from the raw data using 60 features. Using Matlab Classification Learner, machine learning classification algorithms are trained under k=10 cross validation for eight-beat four and eight-step classification processes and separate models are created. Finally, test success rates are calculated for the created models using test data set.

**Keywords: Kinect v2, Skeletal Joint Data, Salsa, Machine Learning, Classification, Matlab**

**2022, 74 pages**

## 1. GİRİŞ

Türk Dil Kurumu çevrimiçi Türkçe sözlükte [1] “müzik temposuna uyularak yapılan ve estetik değer taşıyan düzenli vücut hareketleri” olarak tanımlanan dans; ilkel dönemlerden itibaren insan yaşamının içerisinde farklı amaçlarla varlığını sürdürmüş, insanlık kültürünün önemli bir parçasıdır. Binlerce yıllık geçmişiyle önceleri eğlence ve sosyalleşme aracı olarak veya dini ritüellerin tamamlayıcı unsurlarından biri olarak görülen dans, 15. yy. sonlarında saray eğlencelerinin içerisinde evrilen bale ile günümüz anlayışıyla sanat halini almıştır [2]. Kültürel ve sanatsal yönü yanı sıra fiziksel, sosyolojik ve psikolojik yararları nedeniyle dans, günümüzün önemli bir vazgeçilmezi olarak insan yaşamındaki yerini korumaktadır.

Günümüzde dans etmeyi öğrenmenin başlıca ve en etkili yolu, bir uzman eğitici eşliğinde yüz yüze dans dersi almaktır. Bunun için ülkemizde ve dünyada birçok dans okulu bulunmaktadır. Fakat zaman kısıtlılığı, uzak mesafe, uzman eğiticiye erişim problemi veya maddi sebepler nedeniyle birçok insan bu tür bir eğitimi alamamaktadır. Bundan dolayı bazı insanlar, başta en popüler video paylaşım web sitesi Youtube’tan (<https://www.youtube.com/>) olmak üzere dans videoları izleyip kendi kendilerine öğrenmeye çalışırlar [3]. Fakat, böyle bir yöntemle özellikle görece zorlu bir dansı öğrenmeleri ve hareketleri doğru icra etmeleri pek mümkün olmayabilecektir. Çünkü, hareketleri öğrenme sürecinde ve icrasında ilgili kişi herhangi bir geri bildirim alamayacak, ayrıca iki boyutlu (2B) izlediği için hareketlerin detaylarını ve derinliğini göremeyebilecektir.

Kendi kendine videolardan dans öğrenmeye alternatif olarak, 2B videolar yerine üç boyutlu (3B) sanal ortamda dans hareketlerinin internet üzerinden görselleştirilmesi çalışmaları yapılmış [4, 5], fakat bu sistemler de dans öğrenimi için önemli olan geri bildirim konusunda eksiklikler yaşamaktadır.

Dans hareketlerinin geribildirim üzerine farklı teknoloji tabanlı çeşitli çözümler geliştirilmiştir. Bu anlamda ticari ürün olarak piyasaya sürülen “Dance Dance Revolution” [6], “Dance Central Spotlight” [7] ve “Just Dance” [8] insanlar arasında oldukça dikkat çekmiş geribildirimli oyun sistemleridir. Fakat bu sistemler, dans eğitiminden ziyade eğlence amaçlı olup tüm vücut hareketleri için yeterli geribildirim sağlayamamakta, sadece genel puanlar vermektedir [9].

Tüm vücut hareketleri için geribildirim sağlayan dans eğitimi amaçlı sistem gerçekleştirmelerinde Microsoft Kinect sensör [10, 11], tam optik hareket yakalayıcılar [12, 13], atalet sensörleri [14, 15], artırılmış ve sanal gerçeklik [16, 17] gibi araçlar kullanılmaktadır. Görece ucuz maliyeti ve taşınabilirlik özellikleri nedeniyle Kinect sensörü, etkileşimli sistem gerçekleştirilmelerinde oldukça kullanım alanı bulmuş bir hareket yakalayıcıdır. Kinect sensörü yardımıyla dans etmeyi öğrenmek, son 10 yıldır popüler bir uygulama alanı oldu. Xbox oyun konsolu için eğlence sektöründe çok sayıda Kinect tabanlı ticari uygulama kullanıma sunuldu ve milyonlarca Kinect cihaz satıldı. Öne çıkan ticari bir örnek olarak Xbox Dance Central (<http://www.harmonixmusic.com/games/dance-central/>) oyunu verilebilir. Oyun, "650'den fazla dans hareketi ve 90'dan fazla dans rutini" sunarak insanlara dans jestlerini ve koreografilerini nasıl yapacaklarını öğrenmelerine yardımcı olur [18]. Literatürde, 4 müzik vuruşu üzerinden Porto Riko stili salsa adım sınıflama çalışmaları yapılmıştır [18, 19]. Bu çalışmalarda, Kinect v1 kullanarak oluşturulan 3DLife/Huawei veri seti [20, 21] kullanılmıştır.

Bu tez çalışmasında, teknoloji tabanlı dans eğitimine katkı bulunma kapsamında Kinect v2 sensörü ve makine öğrenmesi yöntemleri kullanarak öğrenmesi görece zorlu bir dans olan salsa dansının dört ve sekiz temel adımının sekiz müzik vuruşu üzerinden sınıflandırılması hedeflenmektedir. Çalışmada dünyada ve ülkemizde en yaygın salsa stili olan Los Angeles stili salsa temel adımlamaları kullanılmıştır. Bir salsa dans adımı, sekiz vuruş sayısı üzerinden tanımlanmış ve belirli kalıplarından oluşan adımlamalardır. Bu adımlamalar ileri, yana, geri, çapraz, dönüşlü vs. şeklinde olmaktadır.

Bu tez çalışması beş ana başlıktan oluşmaktadır.

**Bölüm-1. Giriş** – Bu bölümde, tez çalışmasının temel motivasyonu, amacı ve tezin yapısı verilmektedir.

**Bölüm-2. Genel Bilgiler** – Bu bölümde, tez konusunu oluşturan salsa dansı ve veri seti oluşumunda kullanılan Kinect sensör hakkında temel bilgiler verilmektedir.

**Bölüm-3. Literatür Özeti** – Bu bölümde Kinect tabanlı dans çalışmaları ve özelde salsa dansı hakkında yapılmış Kinect tabanlı bilimsel çalışmalar sunulmuştur.

**Bölüm-4. Materyal ve Yöntem** – Bu bölümde, kullanılan Kinect sensör, veri setinin oluşturulması, kullanılacak öznitelikler ve sınıflandırma yöntemleri hakkında bilgiler verilmektedir.

**Bölüm-5. Araştırma Bulguları ve Tartışma** – Bu bölümde, kullanılan öznitelikler için elde edilen çeşitli makine öğrenmesi yöntemlerinin sekiz vuruşluk dört ve sekiz temel adım sınıflandırma performansları için bulgular sunulmakta ve değerlendirilmektedir.

**Bölüm-6. Sonuç ve Öneriler** – Bu bölümde tez çalışmasında elde edilen sonuçlar özetlenmekte ve ileride yapılabilecek çalışmalar hakkında öneriler sunulmaktadır.



## 2. GENEL BİLGİLER

### 2.1. Salsa Dansı Hakkında Genel Bilgiler

Latin dansları, yarışma veya sosyal amaçlı yapılan ve birkaç istisna hariç genelde kökeni Latin Amerika olan eşli salon ve halk danslarıdır. Cha cha cha, Rumba, Samba, Paso doble ve Jive; uluslararası geleneksel dans sporu yarışmalarında yer alan yarışma amaçlı latin danslarıdır. Salsa, Bachata, Mambo, Merengue, Bomba ve Plena ise sosyal amaçlı olarak icra edilen latin danslarından bazılarıdır [22].

Kelime anlamı olarak İspanyolcada “sos” anlamına gelen Salsa, farklı tarzların karışımı olan bir Latin müzik ve dans türüdür. 1960’larda Amerika Birleşik Devletleri New York City şehrinde ortaya çıkan ve sonradan adına Salsa denilen yeni bir müzik stili doğmuştur. Ardından 1960’ların sonu ve 1970’lerin başında New York’ta yaşayan Porto Rikolular ve Kübalılar bu müziğe eşlik edecek dansı ilk olarak geliştirmişlerdir [23]. Salsa dansı, şu an dünyada en yaygın olarak yapılan sosyal latin dans türüdür. Sosyal amacının yanı sıra sportif salsa adı altında yarışma amaçlı olarak da kendine yer edinmiştir. Ülkemizde sportif salsa yarışmaları Türkiye Dans Sporları Federasyonu (TDSF) [24] tarafından yürütülmektedir. Şekil 2.1’de 8-9 Şubat 2020 tarihlerinde Adana’da yapılan sportif salsa şampiyonası 3. Etabında yarışan yarışmacı bir çift (Emek-Büşra Yeter) görülmektedir [25].

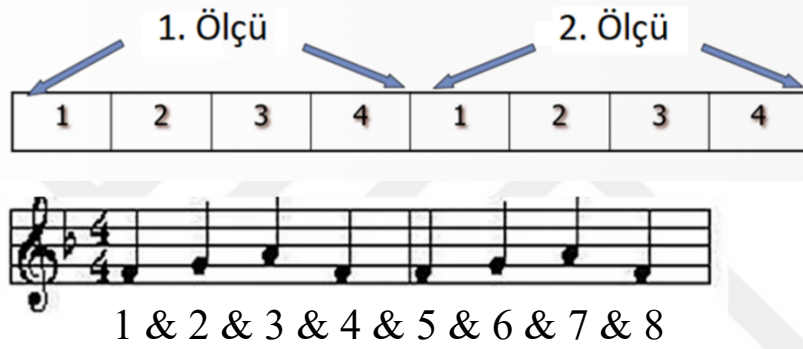


Şekil 2.1. Salsa Şampiyonasında Yarışan Bir Çift

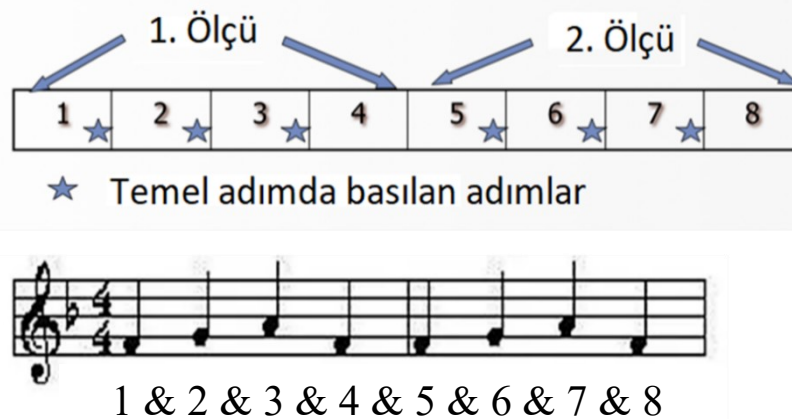
Günümüzde zamanlama, temel adım, dans çizgisi ve müzikal varyasyonlar gibi teknik farklılıklar nedeniyle çeşitli Salsa dans stilleri ortaya çıkmıştır. Yaygın Salsa

dans stillerine örnek olarak; Los Angeles (LA), New York (NY), Porto Riko, Küba, Rueda de Casino, Miami ve Kolombiya stilleri verilebilir [23]. Los Angeles stili, kullanılan zamanlama ve görece daha kolay teknik nedeniyle dünyada ve ülkemizde en yaygın icra edilen stildir.

Salsa müziği 4/4 ölçüye sahiptir. 4/4'lük bir ölçüde 4 adet bir vuruşluk nota vardır ve müzisyenler her ölçüde 1-2-3-4 diye sayarlar (Şekil 2.2). Salsa dansında ritim tutulurken iki müzik ölçüsü kullanıldığından sekizli sayma tekniği kullanılır (Şekil 2.3.). Genelde dans figürlerinin 4. ve 8. vuruşlarında hareket edilmediği için bu vuruşlarda es verilir ve 1-2-3, 5-6-7 olarak ritim tutulur. Bir diğer ritim tutma ise *hızlı-hızlı-yavaş*, *hızlı-hızlı-yavaş* söylemidir.



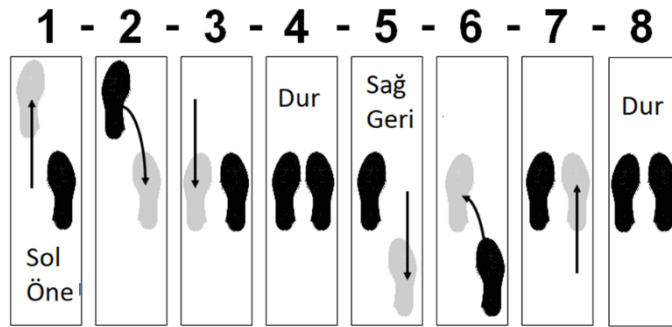
Şekil 2.2. İki Ölçüde Müzisyen Sayımı



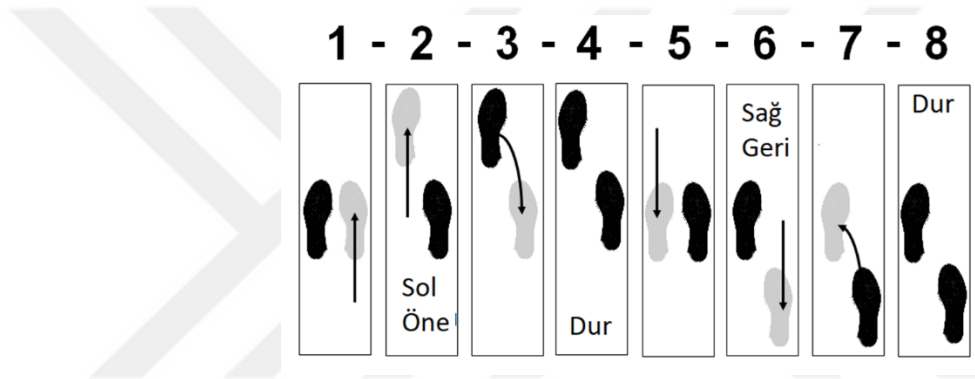
Şekil 2.3. İki Ölçüde Dansçı Sayımı

Dansta öne veya arkaya atılan adımın müziğin 1. veya 2. vuruşunda atılmasına göre Salsa dansı zamanlama açısından On1 ve On2 olarak sınıflandırılır. Los Angeles stili On1 iken, New York stili On2 grubuna girmektedir. Şekil 2.4 ve Şekil 2.5'te

sırasıyla Los Angeles ve New York stilleri salsa temel ileri-geri adımı görülmektedir. Hangi vuruşta hangi ayağın hareket edeceği açık gri ayakla belirtilmiştir.

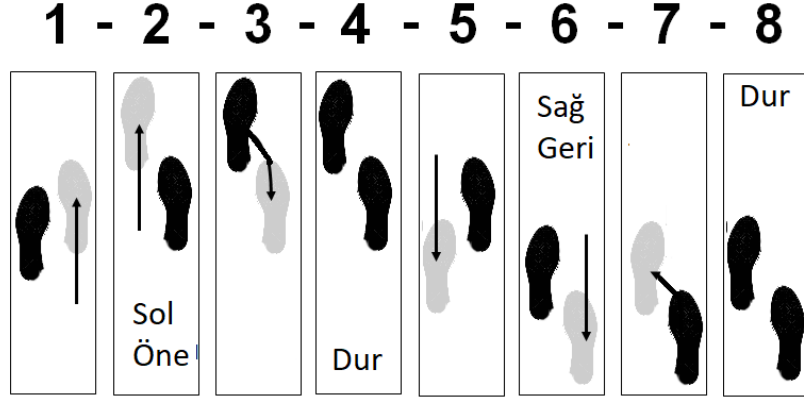


Şekil 2.4. Los Angeles Stili Salsa Temel ileri-Geri Adımı



Şekil 2.5. New York Stili Salsa Temel İleri-Geri Adımı (ideal form)

Salsa eşli bir dans olup, dans esnasında eşten ayrılarak solo dans da edilmektedir. Solo yapılan bu dans bölümüne shine denilmektedir. Şekil 2.4 ve Şekil 2.5, ayrıca hem erkek hem kadınlar için salsa shine yaparken ki adım sıralamalarını da göstermektedir. LA stilinde shine çalışmaları, eşli çalışmadaki erkek adım sırasına göre yapılır. Örneğin, temel ileri-geri adımda: 1 (Sol ayak ileri) - 2 (Sağ ayak ortada, ağırlık ona geçer) - 3 (Sol ayak geri) - 4 (Es/Duraklama) - 5 (Sağ ayak geri) - 6 (Sol ayak ortada, ağırlık ona geçer) - 7 (Sağ ayak ileri) - 8 (Es/Duraklama). NY stilinde shine çalışmaları, eşli çalışmadaki kadın adım sırasına göre yapılır. Örneğin, temel ileri-geri adımda: 1 (Sağ ayak ortada, ağırlık ona geçer) - 2 (Sol ayak ileri) - 3 (Sağ ayak ortada, ağırlık ona geçer) - 4 (Es/Duraklama) - 5 (Sol ayak geri) - 6 (Sağ ayak geri) - 7 (Sol ayak ortada, ağırlık ona geçer) - 8 (Es/Duraksama). Pratikte, daha akıcı bir görünüm ve dengeli bir duruş sağladığı için NY stilinde 1. ve 5. adımlarda ileriye veya geriye ufak adımlar atılmaktadır (Şekil 2.6).



**Şekil 2.6.** New York Stili Salsa Temel İleri-Geri Adımı (pratik form)

Dans çizgisi olarak salsa stillerinde, doğrusal veya dairesel çizgi kullanılır. Örneğin LA ve NY stillerinde doğrusal çizgi kullanılırken, Küba ve Kolombiya stillerinde dairesel çizgi kullanılmaktadır [23].

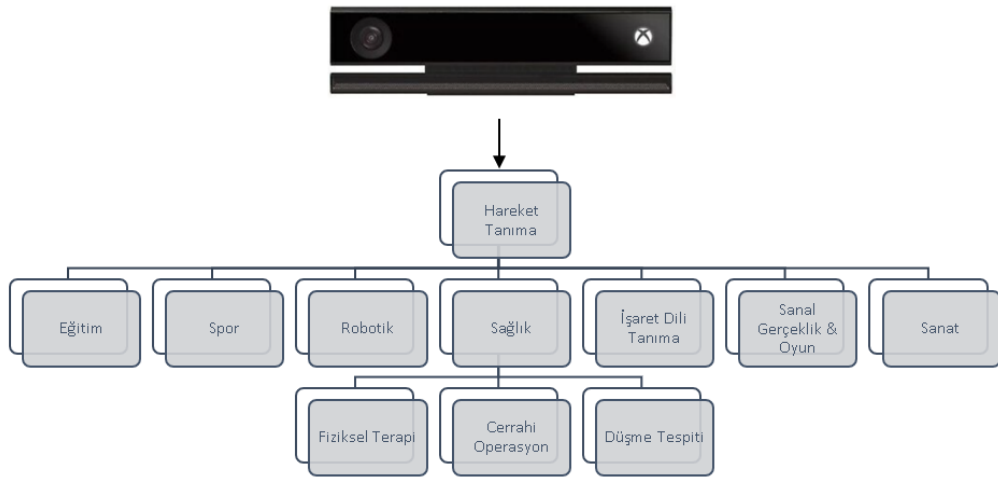
## 2.2. Kinect Sensör Hakkında Genel Bilgiler

Kinect, Microsoft tarafından üretilen ve içerisinde RGB kamera, kızılötesi projektör, derinlik sensörü ve mikrofonlar barındıran bir dizi hareket algılama giriş cihazıdır. Orijinalde, 2010 yılında Xbox 360 oyun konsolu için herhangi bir ek fiziksel denetleyici gerekmeden kullanıcılara oyun oynayabilme imkânı vermek amacıyla piyasaya sürülmüş bir hareket denetleyicisi çevre birimidir [25]. Microsoft günümüze kadar toplamda 5 farklı Kinect versiyonunu piyasaya sürmüştür. Bunlar yıl bazında sırasıyla Şekil 2.7’de gösterilmiştir.



**Şekil 2.7.** Kinect Versiyonları

RGB kamera ve derinlik algılama sistemine (kızılötesi projektör ve derinlik algılayıcı kamera) sahip olması nedeniyle insana ait 2B renkli görüntü çerçeve akışı, 3B derinlik görüntü çerçeve akışı ve 3B iskelet çerçeve akışı sunabilmesi ve diğer derinlik algılama sistemleri karşısında fiyat-performans konusundaki başarısı, Kinect cihazlarının oyun piyasası dışında akademik ve ticari amaçlar için de kullanım alanı bulmasını sağlamıştır. Zhao ve Lun; Kinect kullanarak hareket tespiti merkezli çalışmaları incelemiş ve bunu bir araştırma olarak 2015'te yayımlamışlardır [26]. Araştırmada, incelenen çalışmaların çoğunluğunun kategorizasyonu yapılmış ve en genel kapsamıyla sonuçlar Şekil 2.8'deki gibi gösterilmiştir.



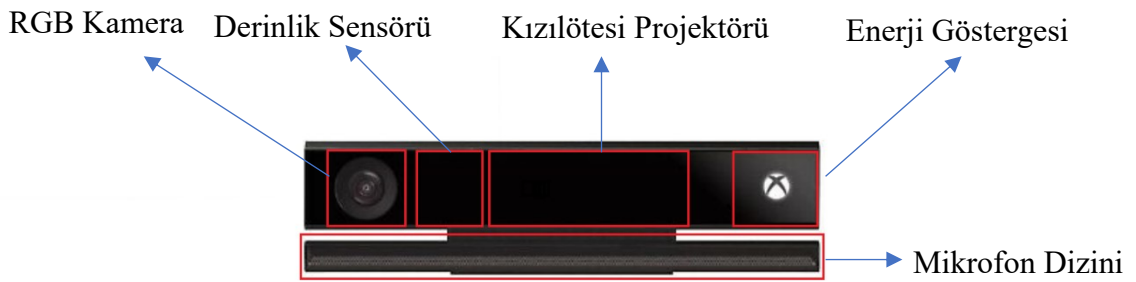
**Şekil 2.8.** Kinect Kullanım Alanları [26]

Microsoft, 25 Ekim 2017'de Xbox One için Kinect üretiminin durdurulacağını duyurdu ve Ocak 2018 itibariyle üretimi durdurup de Kinect yerine başka aksesuar üretimine yöneldi [25]. Bunun neticesinde 2018'de Windows PC'lerde ve Xbox serisi oyun konsolları için Xbox Adaptive Controller (XAC) isminde bir video oyun denetleyicisi üretti. Oyun amaçlı Kinect üretimini durduran Microsoft, Kinect'in oyun dışı potansiyeli nedeniyle; yapay zeka sensörlerini kullanan, Azure bulut sistemine bağlanabilen ve şimdiye kadarki en gelişmiş Kinect'i olan Azure Kinect'i 2019 yılında piyasaya sürmüştür. Azure Kinect de diğer Kinect türleri gibi birçok farklı alanda kullanılmış ve kullanıcılardan olumlu geri dönüşler almıştır [27]. Maliyet olarak diğer modellerden daha pahalı olan Azure Kinect, henüz Türkiye'de satılmamaktadır.

Kinect teknik olarak incelendiğinde, versiyonlara göre farklı donanım özelliklerinin olduğu göze çarpmaktadır. Bu tez çalışmasında Kinect v2 kullanıldığından, özelde bu versiyon hakkında detaylı bilgi verilecektir.

### 2.2.1. Kinect v2 Teknik Özellikleri

Kinect v2, 2013 yılında Microsoft tarafından Kinect v1 modelinin geliştirilmiş modeli olarak piyasaya sürülmüştür. Kinect v2 dışarıdan incelendiğinde (Şekil 2.9), sırasıyla RGB kamera, derinlik sensörü, kızılötesi projektörü, enerji göstergesi ve mikrofon dizini temel birimlerinden oluşmaktadır [28].



Şekil 2.9. Kinect v2 temel birimleri

**RGB Kamera:** Görüntülerin oluşmasını sağlayan üç ana rengin (Kırmızı-Yeşil-Mavi) bileşenini vermektedir. RGB kamera 30 FPS de 1920\*1080 çözünürlük ve 84.1x53.8 derece kamera görüş açısı sağlamaktadır [29].

**Derinlik Sensörü ve Kızılötesi Projektör:** Kinect v2'nin mesafe ve derinlik ölçümü yapabilmesi için bu iki bileşenle donatılmıştır. Kinect v2'de mesafe ölçümü için daha önce yayımlanan Kinect modellerinden farklı olarak *Time of Flight* teknolojisi kullanılmıştır [30]. Time of Flight teknolojisi, kızılötesi projektöründen çıkan kızılötesi ışınların hedeften yansıdıktan sonra derinlik sensörüne ulaşma sürelerinin hesaplanması ve bu sayede Kinect'in karşında bulunan hedefin mesafesinin hesaplanması için kullanılmıştır.

**Enerji Göstergesi:** Kinect'in aktif olarak çalışıp çalışmadığının algılandığı alandır. Cihaz aktif olarak çalıştığı esnada, Xbox amblemi içerisinde yer alan beyaz led çalışmaktadır.

**Mikrofon Dizini:** Toplam dört adet mikrofondan oluşmaktadır. Bu mikrofonlardan üç tanesi sağda bir tanesi ise sol tarafta yer almaktadır. Mikrofonlar 16bit ve 48 kHz çözünürlükte çalışabilmektedir.

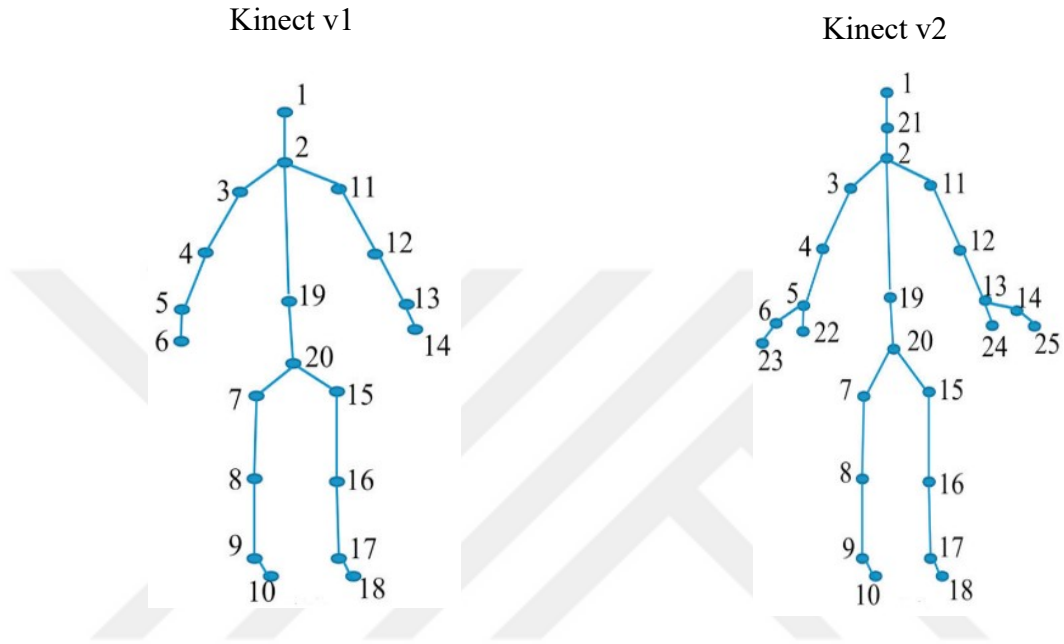
### 2.2.2. Kinect v1 ve Kinect v2 Karşılaştırması

Kinect sensörün beşten fazla çeşidinin olması tez için seçilecek versiyonun önemini arttırmıştır. Zaman içinde yeni versiyonlara eklenen özellikler ve donanımlar Kinect'in görüntü algılama, vücutta algılanan eklem sayısını artırma ve buna benzer teknik kabiliyetlerini arttırmıştır. Kinect v2 olarak isimlendirilen Kinect for Xbox One ile Kinect for Windows, teknik olarak birbiri ile eşdeğerdir, aralarındaki fark Kinect for Xbox One'in ön yüzünün sağ köşesinde bulunan Xbox sembolüdür. Samir ve ark. (2015), solunum hareket takibi yaptıkları çalışmada Kinect v1 ve v2'nin statik ve dinamik doğruluklarını karşılaştırmış ve yapılan çalışma sonucunda Kinect v2'nin birçok açıdan Kinect v1'den daha gelişmiş olduğunu göstermiştir [31]. Teknik açıdan Kinect v1 ve Kinect v2 kıyaslaması, Tablo 2.1'de verilmiştir.

**Tablo 2.1.** Kinect v1 ve Kinect v2 Karşılaştırması

Özellik	Kinect v1	Kinect v2
Derinlik Sensörü Teknolojisi	Triangulation with Structured Light	Time of Flight
Kızılötesi Görüntü Çözünürlüğü	640x480 30fps	512x424 30fps
Görüntü Renk Çözünürlüğü	640x480 30fps 1280x960 12fps	1920x1080 30fps
Derinlik Algılama Çözünürlüğü	640x480 30fps 320x240 30fps 80x60 30fps	512x424 30fps
Görüş Alanı	43° Dikey 57° Yatay	>43° Dikey 70° Yatay
Eğim Motoru	Var. Kinect'in aşağı ve yukarı 27° hareketini sağlar	Yok
Derinlik Algılama Mesafesi	0.8m – 4m	0.5m-4.5m
Tek Seferde Algılayabildiği Nesne Sayısı	2	6
Algılanabilen İskelet Eklem Sayısı	20	25
Bilgisayar ve Xbox Uyumluluk	Bilgisayar için uyumlu, Xbox için uyumlu değil	Her ikisi içinde Uyumlu

Kinect v1 ve Kinect v2'ye ait iskelet eklem verilerinin vücut üzerinde işaretlenmiş olarak gösterimi Şekil 2.10'da gösterilmiştir. Kinect v1, 20 iskelet eklemi sunarken Kinect v2 25 iskelet eklemi sunmaktadır. Şekil 2.10'da 21-25 nolu eklemler (baş bölgesinde 1 adet, sol elde 2 adet ve sağ elde 2 adet), Kinect v2'nin sunabildiği fazladan iskelet eklemlerdir.



Şekil 2.10. Kinect v1 ve Kinect v2 için İskelet Eklemleri

### 3. KAYNAK ARAŞTIRMASI

Bu bölümde öncelikle Kinect eklem verileri kullanarak dans alanında yapılan bilimsel çalışmalar, sonrasında ise özelde Salsa dansıyla ilgili yapılmış Kinect tabanlı çalışmalar sunulmaktadır.

#### 3.1. Dans Alanında Yapılan Kinect Tabanlı Çalışmalar

Dans alanında Kinect kullanımı, 2010 yılında ilk Kinect versiyonun yayımlanması ardından 2011 itibari ile çalışmalarda yerini almaya başlamıştır.

Raptis ve ark. (2011) [32], oluşturdukları sınıflayıcıyı test etmek amacıyla, Kinect derinlik kamerası kullanarak özel bir dans türüne ait olmayan vücut pozlarından oluşan 28 dans hareketi için düzinelerce katılımcıdan yüzlerce örnek olarak bir veri seti oluşturmuşlardır. %70 eğitim, %30 test verisi altında enerji-korelasyon öznelikleri kullanarak Lojistik Regresyon tabanlı sınıflayıcı için ortalama %96,6 doğruluk oranı elde edilmiştir.

Marquardt ve ark. (2012) [33], bale dansına yönelik olarak kullanıcıya gerçek zamanlı olarak eğitici geri bildirim sağlayarak stüdyo aynalarının ve kuralcı görüntülerin işlevselliğini birleştirmek için Kinect kullanan bir 'Süper Ayna Sistemi' arayüzü tasarladılar. Sistem arayüz testi için katılımcı olarak 5 dans öğrencisi, 8 statik bale dans pozunu denediler.

Ho ve ark. (2013) [34], sokak dansının hareket vuruşlarını Kinect eklem verilerinden çıkarabilen ve hareket vuruşlarının müzik vuruşlarıyla uyumunu değerlendirebilen bir sistem sunmuşlardır. Sistem, hareket vuruşu çıkarmada %80 ve müzik vuruş çıkarmada %70 doğruluk sağlamıştır.

Huang ve ark. (2013) [35], dans sporları öğrenenler için otomatik bir değerlendirme sisteminin tasarımını sunmuşlardır. Öğrenenlerin 3 boyutlu hareket verilerini elde etmek için Microsoft Kinect kullanan sistem, alınan veriler ile bir eğiticiye ait örnek hareket arasında eşleştirme gerçekleştirir. İnsan değerlendiriciler tarafından yapılan değerlendirmeyle karşılaştırıldığında; sistemin değerlendirmesi, duruş doğruluğu ve tempo doğruluğunu değerlendirmede, sırasıyla %84 ve %77 tutarlılık sağlamıştır.

Saha ve ark. (2013) [36], Hint klasik dansı Odissi'yi tanımlayabilecek bir algoritma tanıtmışlardır. Kinect tabanlı veri setlerinin hazırlanması için 7 dansçı katılım göstermiştir. Eğitim süreci için %80, test için %20 veri kullanılmış ve algoritmanın Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machines-SVM) kullandığında %92,7 gibi bir tanıma oranı ile çalıştığını göstermişlerdir.

Kitsikidis ve ark. (2014) [37], birden fazla Kinect sensörü tarafından yakalanan iskelet animasyon verileri kullanarak Yunan geleneksel halk dansı olan Tsamiko dansı hareketlerini tanıma üzerine bir çalışma sunmuşlardır. Veri seti, üç dansçının her biri tarafından icra edilen temel Tsamiko dans kalıbının sekiz tekrarından oluşmuştur. 11 gizli durumlu bir Gizli Koşullu Rastgele Alanlar (Hidden Conditional Random Fields) sınıflayıcısı kullanılarak elde edilen en iyi genel algılama doğruluğu %93,9 olarak bulunmuştur.

Anbarsanti ve ark. (2014) [38], geleneksel Endonezya dansı olan Likok Pulo dansı modellemesi için Saklı Markov Modeli (Hidden Markov Model-HMM) kullanmışlardır. 3 dansçıdan alınan verilerle, 6 dans hareketi sınıflandırılmaya çalışılmış ve tek hareket için önerilen sistemin %94,87 doğruluk oranına sahip olduğu bulunmuştur.

Kyan ve ark. (2015) [39], bale dansı eğitimini kolaylaştırmak amacıyla kullanıcıların bale figürlerini Kinect karşısında gerçekleştirmesi ve anlık geri bildirim alabilecekleri bir uygulama gerçekleştirmişlerdir. Bu çalışmada profesyonel dansçıların verileri Kinect v1 ile toplanmış ve veri seti oluşturulmuştur. Uygulamada küresel kendi organize harita (Spherical Self-Organizing Map-SSOM) algoritması kullanılmıştır ve farklı eğitim-test yüzdeleri kullanılarak başarı oranlarındaki farklar incelenip en yüksek başarı oranına göre uygulama gerçekleştirilmiştir.

Ramadijanti ve ark. (2016) [40], Endonezya geleneksel danslarından Remo dansına ait temel hareketleri sanal olarak öğretmek için öğrenen kullanıcılara geri bildirimde bulunabilen Kinect tabanlı bir uygulama oluşturmuştur. Çalışmada, 25 dans tecrübesiz katılımcı, Remo dansının 14 temel hareketini denemişlerdir.

Eftychios ve ark. (2017) [41], Yunan kültürüne ait olan 6 halk dansını ve varyasyonları, duruş tanımlamaya vurgu yaparak geleneksel sınıflandırıcılarla tanımlamaya çalışmışlardır. Çalışmada dans figürleri Kinect v2 kullanılarak toplanmış

ve bir veri seti hazırlanmıştır. Hazırlanan veri seti üzerinde farklı makine öğrenmesi yöntemleri kullanılmış ve başarı oranları çalışmada paylaşılmıştır.

Kim ve ark. (2017) [42], bir hareket yakalama stüdyo ortamında bir Kinect sensöründen elde edilen insan iskeleti hareket verilerine dayanarak Kore pop (K-pop) danslarını sınıflandırmak için bir yöntem önermişlerdir. Dört profesyonel dansçıdan 200 dans hareketi için Kinect sensörü iskelet eklem verilerini içeren bir K-pop dans veri tabanı oluşturulmuştur. Oluşturulan veri tabanı üzerinde elde edilen sonuçlar, önerilen yöntemin K-En Yakın Komşu (K-Nearest Neighbors-KNN), SVM ve tek başına Aşırı Öğrenme Makinesi (Extreme Machine Learning-ELM) gibi geleneksel yöntemlerden daha iyi bir sınıflandırma performansı gösterdiğini ortaya koymuştur.

Bakalos ve ark. (2018) [43], Kinect v2 sensörü tarafından yakalanan dans dizilerini sınıflandırmak için bir yöntem önerilmiştir. Çalışmada her biri üç farklı dansçı tarafından icra edilen ve bir Kinect II sensörü tarafından izlenen üç farklı Yunan folklorik dansına (Kalamatianos, 3 vuruşta Syrtos ve Makedonikos) odaklanılmıştır. 7 dans duruşunu sınıflandırmak için yedi sınıflandırıcının performansı incelenmiştir.

Bhuyan ve ark. (2019) [44], Hindistan klasik dansı olan Bharatanatyam dans hareketlerini sınıflandırmak için Kinect v1 tabanlı bir yöntem sunmuşlardır. Öznitelik olarak iskelet eklemlerinin hızları kullanılmıştır. Sınıflandırma için Dinamik Zaman Bükme (Dynamic Time Warping-DTW) ve KNN algoritması kullanılmıştır. Önerilen yaklaşım ile %85'in üzerinde bir doğruluk elde edilmiştir.

Dyatmika ve ark. (2020) [45], Bali geleneksel dansı temel hareketleri için Kinect v2 tabanlı bir kullanıcı arayüz tasarlamışlardır. Bu çalışmada kullanılan yöntem Hedefe Yönelik Tasarımdır. Hedefe Yönelik Tasarım, kullanıcı hedeflerine dayalı bir kullanıcı arayüzü tasarımı tasarlamak için kullanılan ve daha sonra bir uygulamaya uygulanabilen bir yöntemdir.

Limmanee ve ark. (2021) [46], Kinect v1 ile 6 bale temel hareketi için bir tanıma ve değerlendirme sisteminin tasarımını ve uygulamasını yapmışlardır.

Gau ve ark. (2022) [47], Malezya'da çeşitli kültür ve geleneklere sahip çok ırklı bir eyalet olan Saravak'a ait solo erkek geleneksel dansı Kenyah Saga için kol, orta-vücut ve adım bölgelerinde Kinect v2 tabanlı hareket analiz çalışması yapmışlardır.

### 3.2. Salsa Alanında Yapılan Kinect Tabanlı Çalışmalar

Salsa dansıyla ilgili olarak yapılan çeşitli Kinect tabanlı çalışmalar bulunmaktadır. Bu çalışmalarda, ağırlıklı olarak Kinect v1 sensörden alınan verilerle oluşturulmuş 3DLife/Huawei veri seti [20, 21] kullanılmıştır.

3DLife/Huawei veri seti, iki profesyonel dansçı (bir erkek ve bir kadın) ve 13 amatör dansçıya (8 erkek ve 5 kadın) ait derinlik haritaları ve atalet ölçüleriyle birlikte görsel-işitsel akışlardan oluşan çoklu-modlu kayıtlarından oluşmaktadır. Bu kayıtlar özeldir; UniBrain kameralarından alınan çoklu görüntülü videolar, Microsoft Kinect v1 akışları, kablosuz atalet ölçüm birimlerinden gelen veriler ve dansçıların adım sesleri, konuşmaları ve müziğinin senkronize 16 kanallı ses kayıtlarıdır. Kayıtlar alınırken toplamda 15 salsa dansçısı, Porto Riko stili salsa dansında 2 ila 5 sabit koreografi arasında performans göstermişlerdir.

Gowing ve ark. (2011) [48], 3DLife/Huawei veri seti kullanarak salsa dansçı performanslarının artırılmış gerçekliğe dayalı öznel değerlendirmeleri için bir sistem geliştirmeye çalışmışlardır. Çalışmada, veri setine ait çoklu modlu kayıtların senkronizasyonu için bir dizi yöntem sunulmuştur. Doğru bir şekilde senkronize edilen verilerden gelişmiş bir dans görselleştirme sistemi sunmak için bir yazılım uygulama arayüzü oluşturulmuştur.

Alexiadis ve ark. (2011) [10], 3DLife/Huawei veri seti kullanarak Kinect v1 tabanlı insan iskeleti takibi ile dans performanslarını otomatik olarak değerlendiren ve 3B sanal ortamda dansçıya görsel geri bildirim sağlayan bir sistemle ilgili fikirler tanımlamışlar ve uygulama detaylarını vermişlerdir.

Essid ve ark. (2012) [49], 3DLife/Huawei veri seti kullanarak bir öğrencinin performansını değerlendirmek ve gelişmesine yardımcı olmak için ona anlamlı geri bildirim sağlamak için kullanılacak otomatik bir dans analiz aracı tanımlamışlardır. Veri seti, çoklu-kayıtlar dışında, uzman dans öğretmenleri tarafından derecelendirilmiş gerçek dansçı referans derecelendirmelerini de barındırmaktadır. Bu çalışmada, bu referans puanlarla uyumlu puanları otomatik olarak üretecek bir araç oluşturma amaçlanmıştır.

Liutkus ve ark. (2012) [50], 3DLife/Huawei veri seti kullanarak dans hareketlerinin analizi için dans hareketlerinin temel hareketlere ayrıştırılmasına

odaklanan bir yaklaşımla yeni bir yöntem sunmuşlardır. Bunun için problem olasılıksal bir çerçeveye yerleştirilerek, ayrışmanın farklı bileşenlerini doğru bir şekilde modellemek için Gauss süreçlerinden yararlanması önerilmiş ve elde edilen ön sonuçların umut verici olduğu vurgulanmıştır.

Drémeau ve Essid (2013) [51], 3DLife/Huawei veri seti kullanarak dans analizi için dans hareketlerinin çok modlu hizalanması için olasılıksal bir çerçeve sunarak yeni bir yöntem sunmuşlardır. Önerilen yaklaşım bir Saklı Markov Modeline dayanmaktadır.

Masurelle ve ark. (2013) [18], 3DLife/Huawei veri seti kullanarak salsa dans adımlarını tanıyacak bir çoklu modlu sistem yaklaşımı sunmuşlardır. Kullanılan 3DLife verisetinden 8 dansçı ve 6 salsa adımı seçilmiş olup, 2 farklı sensöre ait veriler kullanılmıştır. Bu veriler, Kinect v1 tabanlı vücut eklem verileri ile dans edilen yüzeyin altına döşenen piezoelektrik sensör sayesinde ayağın nereye bastığının ölçüldüğü sensör verileridir. Önerilen sistem, temel bileşen analizini (Principal Component Analysis-PCA) kullanarak dansçıların vücut eklemlerinin 3B alt yörüngelerinden çıkarılan hareket özniteliklerini kullanır. Elde edilen PCA öznitelikleri ile Gauss Karışım Modelleri (Gauss Mixture Models-GMM) ve Saklı Markov Modelleri olmak üzere iki alternatif sınıflandırıcı test edilmiştir. 3 gizli durumlu HMM sınıflandırıcıları kullanan sistem, 6 olası sınıf arasındaki hareketleri tanıırken F-ölçümünde %74'lük bir sınıflandırma performansı elde etmiştir.

Karavarsamis ve ark. (2016) [19], 3DLife/Huawei veri seti kullanarak, 20 farklı salsa hareketini makine öğrenmesi yöntemleri (doğrusal destek vektör makineleri, rasgele ormanlar ve AdaBoost.M2) tabanlı sınıflandırmayı amaçlamışlardır. Hem test doğruluğu hem de F-ölçümü açısından benzer bir deney protokolü altında [19] nolu çalışmaya kıyasla daha iyi sınıflandırıcılar elde etmenin mümkün olduğunu göstermişlerdir.

Özcimder ve ark. (2018) [52], salsanın performans sanatı formunu keşfederek insan hareketindeki sanatsal ifadeyi incelemişlerdir. İki farklı performans ölçütünü önerilen geçiş sistemine entegre ederek, partnerli salsa dans hareketlerini özerk olarak tanıyabilen ve performansın kalitesini bir skorla değerlendirebilen bir algoritma

oluşturmuşlardır. Salsanın durum geçiş modeli, salsa dansçılarının soyut temsillerinin ilk ve son pozlarına karşılık gelen durumlar kullanılarak oluşturulmuştur.

Grammatikopoulou ve ark (2019) [53], vücut hareketine dayalı oyun benzeri uygulamaların hızlı tasarımı için iki bileşenden oluşan bir çerçevenin tasarımı ve geliştirilmesine odaklanmışlardır. Kinect v2 tabanlı bir oyun arayüzü geliştirilmiş ve önerilen sistemi değerlendirmek için; Latin dansı Salsa, Yunan geleneksel dansı Tsamiko ve Belçika geleneksel dansı Valon temel adımları seçilmiştir. Salsa oyun değerlendirmesi için, yaşları 25 ile 43 arasında değişen 11 kişi (5 kadın-6 erkek) katılım göstermiştir.

Kirakosian ve ark. (2019) [54], Kinect ve sanal gerçeklik teknolojisi kullanarak kişi - 3B animasyon karakter eşleştirmesiyle sürükleyici bir gerçek zamanlı dans eğitimi çerçevesi sunmuşlardır. Salsa dansı için temel ileri-geri adım, yana temel adım ve dönüş hareketleri tanımlanmıştır.

Romano ve ark. (2019) [55], salsa ileri-geri temel adım ve yana temel adımı destekleyen Dancing Coach isimli Kinect v2 tabanlı bir uygulamayı sunmuşlardır. 25 katılımcıdan elde edilen test sonuçları, kullanıcıların temel salsa dansı adımlarını, ritmi ve vücut koordinasyonunu eğlenceli bir şekilde öğrendiklerini belirttiklerini göstermişlerdir.

## 4. MATERYAL VE YÖNTEMLER

### 4.1. Kinect v2 Sensör – Bilgisayar Bağlantısı ve Kurulum Hakkında

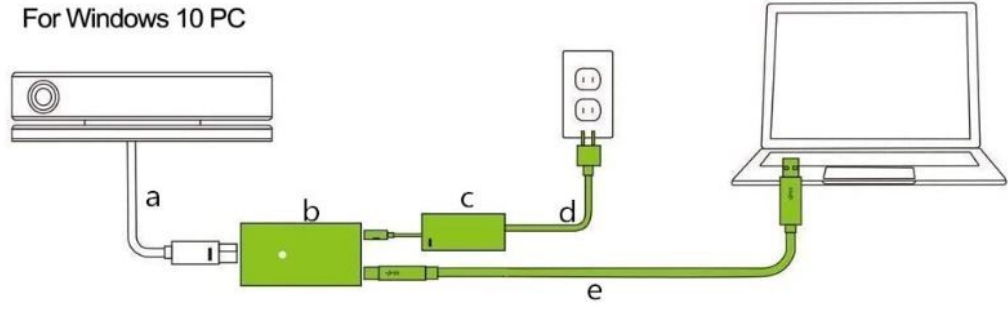
Bu tezde, amaca uygun veri seti oluşturmak için Kinect v2 kullanılmıştır. Kinect v2'yi veri almada kullanabilmek için kullanılacak bilgisayarın hem sistem yeterlilikleri hem de veri alımı esnasında kullanılacak programlar açısından yeterli olması gerekmektedir. Kinect v2'nin kullanılacağı bilgisayarın minimum gereksinimleri şu şekilde belirtilmiştir [56]:

- 64-bit işlemci
- 4 GB veya üzeri hafıza
- Çift çekirdek, 3.1 GHz veya üstü işlemciler
- Windows için Kinect v2 sensörüne özel USB 3.0 denetleyici
- DX11 özellikli grafik adaptörü
- Kinect v2'ye uygun güç adaptörü ve USB kablo

Kinect v2 kullanımı için kullanılacak bilgisayarın fiziksel yeterliliğinden emin olunduktan sonra, gerekli yazılımsal yüklemeleri ve yeterlilikleri kontrol etmek gerekir. Kinect v2 kurulacak olan bilgisayarın Matlab için en az Matlab 2016a versiyonuna, Windows işletim sistemi için ise en az Windows 8 işletim sistemine sahip olması gerekmektedir [56]. Bu çalışma için Matlab 2020b kullanılmıştır. Yukarıda belirtilen sistem gereksinimlerinin ve yazılım gereksinimlerinin tamamlanması ardından, kullanılacak bilgisayara aşağıda belirtilen toolbox ve sürücülerin yüklenmesi gerekmektedir.

- Matlab Image Processing Toolbox
- Matlab Image Acquisition Toolbox
- Microsoft Kinect for Windows Support from Image Acquisition Toolbox
- Kinect for Windows Runtime 2.0
- Kinect for Windows SDK 2.0

Yukarıda bahsedilen sistem ihtiyaçları karşılandıktan sonra fiziksel bağlantı yapılması gerekmektedir. Kinect v2-bilgisayar bağlantısı Şekil 4.1'de belirtilmiştir.



**Şekil 4.1.** Kinect v2 - Bilgisayar bağlantısı [57]

Şekil 4.1’de harfler ile ifade edilen fiziksel bağlantı ekipmanları şunlardır:

- a. Kinect veri kablosu
- b. Kinect adaptör
- c. Kinect adaptör için güç kaynağı
- d. AC güç kablosu
- e. Kinect adaptör USB 3.0 kablosu

Kinect, Xbox ile veya harici alındığında yukarıdaki ara ekipmanlar, Kinect ile gönderilmemekte, ekipmanların ayrıca satın alınması gerekmektedir.

## 4.2. Veri Seti

### 4.2.1. Veri Toplama

Çalışma için kullanılacak hazır veri seti bulunmadığından, Salsa LA konusunda deneyimli on erkek ve on kadın olmak üzere toplam yirmi dansçıdan veriler alınmıştır. Gönüllü katılımcılar, İzmir Demokrasi Üniversitesi Dans Topluluğu deneyimli dansçılarından ve İzmir’de yarışma amaçlı olarak dans çalışmalarını sürdüren Dans Park Kulübünün antrenörleri ve dans sporcularından oluşmaktadır.

Alınan veriler sekiz vuruşluk sekiz farklı solo temel salsa adımlarından oluşmaktadır. Bu adımlar sırasıyla; temel ileri-geri adım (basic forward and backward step), temel yana adım (basic side step), arkaya adım (back step), kumbiya adımı (cumbia step), sağdan dönüş (right turn), ileri çapraz adım (forward crossover step), suzy-Q ve soldan dönüş (left turn) adımlarından oluşmaktadır. Kullanılan salsa stili Los Angeles olup erkek ve kadın katılımcılar, solo dansa uygun olarak erkek adım sırasını uygulamışlardır. Her katılımcı her temel adımı dörder kez tekrarlamıştır.

Çalışmada ayrıca dört temel adım sınıflaması yapılacağından, sekiz vuruşluk sekiz temel adım iki gruba ayrılmıştır. Temel ileri-geri adım, temel yana adım, arkaya adım, kumbiya adımı birinci dört temel dans adımı olarak; sağdan dönüş, ileri çapraz adım, suzy-Q ve soldan dönüş ikinci dört temel dans adımı olarak gruplandırılmıştır.

Veri toplama sürecinde Kinect'in ortam ışığı, kullanıcının Kinect'e olan uzaklığı, veri alımı esnasında birden fazla kişinin sensör alanına girmesi gibi etmenlerin Kinect'in veri alma performansını etkilediği gözlemlenmiştir. Uygun olmayan uzaklık ve ışık kaynağı altında dansçılardan doğru bir şekilde iskelet eklem verilerinin alınmadığı gözlemlenmiştir. Zaten Khoshelham, Kinect sensör ile elde edilen verilerin doğruluk analizini yaptığı çalışmasında verinin alındığı açının, ortam ışığının ve mesafenin veriler üzerindeki etkilerini paylaşmıştır [58].

Bir diğer performans etkeni ise dansçıların hareketi gerçekleştirme hızları olarak gözlemlenmiştir. Aynı hareketi farklı BPM (Beats Per Minute-Dakikada Vuruş) seviyelerinde gerçekleştirmek alınan verilerin kaymasına sebep olmaktadır. Verilerdeki kaymalar da başarı oranını doğrudan etkilemektedir.

Son olarak, veri alımları esnasında kullanıcıların belirli bir süre üzerinde Kinect sensöre sırtları dönük olarak kaldıklarında eklem verilerinde kaymalar olduğu gözlemlenmiştir.

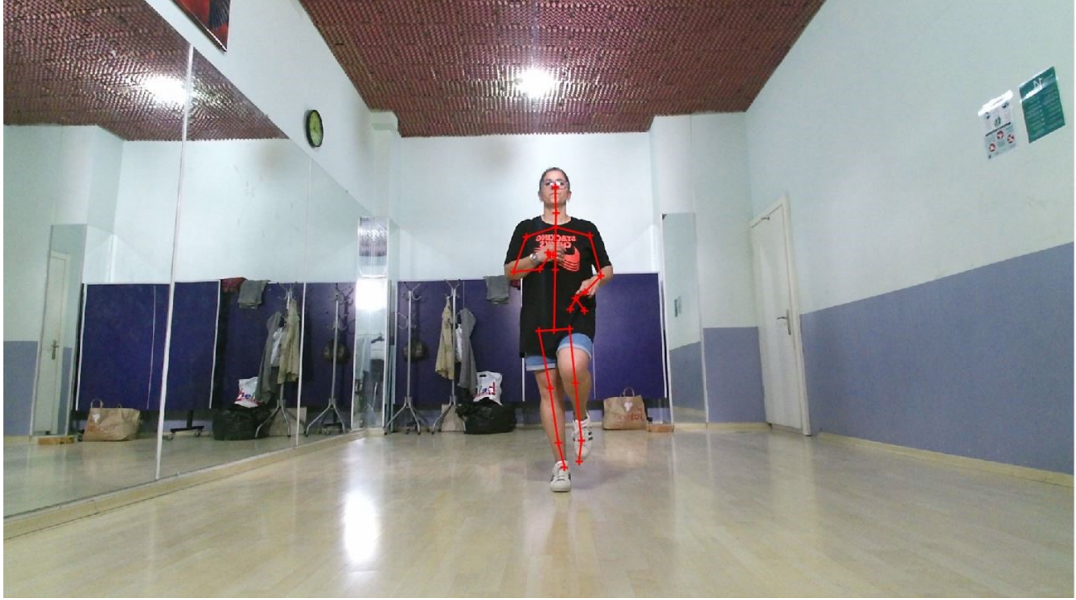
Veri alma esnasında oluşabilecek veri alma problemlerinin önüne geçebilmek için katılımcıların hepsi Kinect kameraya yaklaşık 2,5 metre uzaklıkta pozisyon alıp hareketlerini gerçekleştirmiştir. Hareketlerle ilgili veriler toplanırken kullanıcıların hepsinin yüzü Kinect kameraya dönük olacak şekilde alınmıştır. Kullanıcıların kameraya bakmadığı esnada çekim yapıldığı taktirde Kinect'in dansçılara ait iskelet eklem verilerini hatalı aldığı gözlemlenmiştir.

Her dansçı tüm hareketleri dört kez tekrarlayarak 100 BPM temposunda icra etmişlerdir. Çalışmada kullanılan metronom uygulamasının arayüzü aşağıdaki Şekil 4.2'de gösterilmiştir.



**Şekil 4.2.** Kullanılan Metronom Uygulamasının Arayüzü

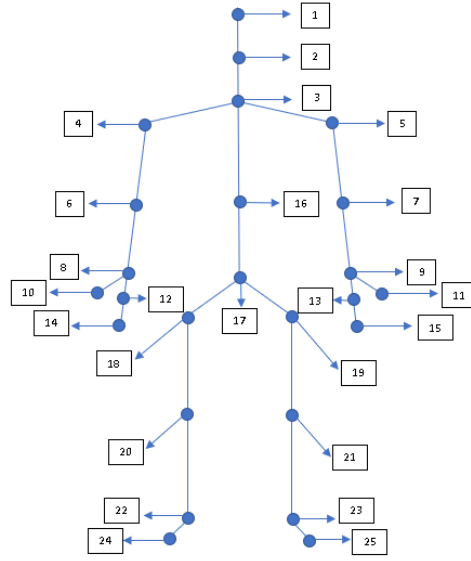
Bir katılımcıdan alınan iskelet eklem verisinin görselleştirilmiş hali Şekil 4.3'te verilmiştir.



**Şekil 4.3.** Bir Katılımcıdan Alınan İskelet Eklem Verisi Görseli

Kinect v2 tarafından sunulan iskelet eklem verilerinin yer ve isimleri Şekil 4.4'te açıklanmıştır.

1. Bař
2. Boyun
3. Bel Omurgası
4. Saę Omuz
5. Sol Omuz
6. Saę Dirsek
7. Sol Dirsek
8. Saę Bilek
9. Sol Bilek
10. Saę İřaret Parmaęı
11. Sol İřaret Parmaęı
12. Saę El
13. Sol El



14. Saę Bařparmak
15. Sol Bařparmak
16. Omurga Merkezi
17. Omurga Tabanı
18. Saę Kalça
19. Sol Kalça
20. Saę Diz
21. Sol Diz
22. Saę Ayak Bileęi
23. Sol Ayak Bileęi
24. Saę Ayak
25. Sol Ayak

řekil 4.4. İskelet Eklem Verisi

Örnek bir veri alma esnasında kurulan sistem řekil 4.5'te gösterilmiřtir.

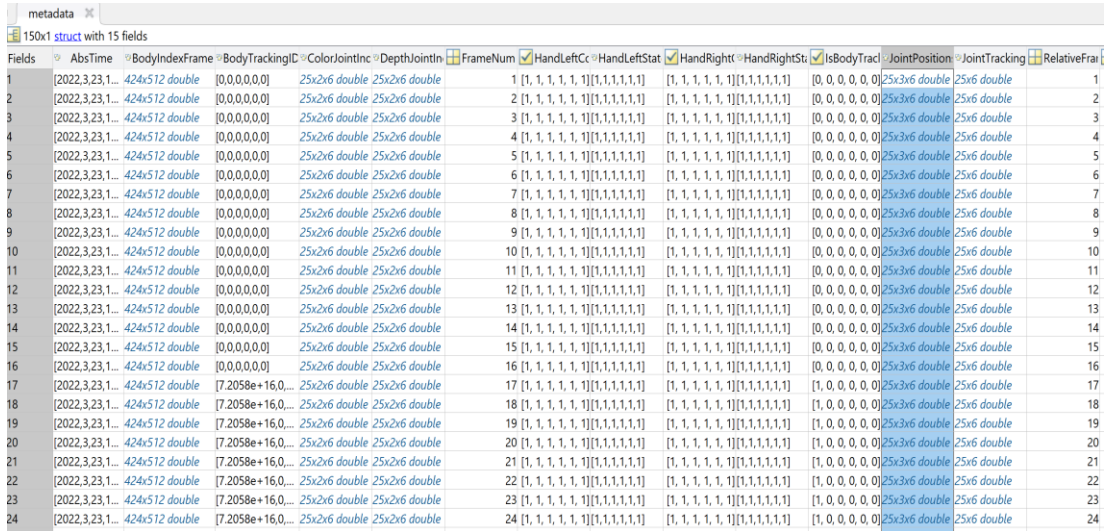


řekil 4.5. Veri Alım Süreci

## 4.2.2. Veri Önleme

Dansçılardan iskelet eklem verileri, Matlab 2020b programı ve Kinect v2 kullanılarak alınmıştır. Veriler double tipinde olup 25x3x6 formatında alınmıştır. Burada ki 25 sayısı Kinect'in algılayabildiği toplam iskelet eklem veri sayısını, 3 sayısı ise iskelet eklem verisinin koordinat sistemi üzerindeki yerini (x,y,z) , 6 ise Kinectin algılayabildiği toplam insan sayısı ve verisini ifade etmektedir. Verilerin işlenmesi süreci şu şekilde yapılmıştır:

- Dansçı, ilgili figürü 5 saniye içerisinde 100 BPM tempoda gerçekleştirir.
- Kinect v2 üzerinden Matlab programı yardımı ile veriler 30 fps olarak bilgisayara aktarılır ve 5 saniye için 150 çerçevelik metadata adlı struct formatta veri dosyası elde edilir (Şekil 4.6).
- Metadata veri dosyası içinde kişi verileri algılanabili mi, bunun kontrolü yapılır. Algılanan kişiye ait ilgili sekiz iskelet eklem verileri alınır ve double formatında workspace'e işlenir (Şekil 4.7).
- Bu işlem her dansçının gerçekleştirdiği her hareket için gerçekleştirilir.
- Aynı hareketler tek bir dosya olarak double formatında birleştirilir ve sekiz hareket için sekiz farklı double formatta dosya elde edilir.



Fields	AbsTime	BodyIndexFrame	BodyTrackingID	ColorJointInc	DepthJointIn	FrameNum	HandLeftCc	HandLeftStat	HandRightCc	HandRightStat	IsBodyTrac	JointPosition	JointTracking	RelativeFrai
1	[2022.3.23.1... 424x512 double	[0.0,0.0,0.0]	25x2x6 double	25x2x6 double	1	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[0, 0, 0, 0, 0]	25x3x6 double	25x6 double	1	
2	[2022.3.23.1... 424x512 double	[0.0,0.0,0.0]	25x2x6 double	25x2x6 double	2	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[0, 0, 0, 0, 0]	25x3x6 double	25x6 double	2	
3	[2022.3.23.1... 424x512 double	[0.0,0.0,0.0]	25x2x6 double	25x2x6 double	3	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[0, 0, 0, 0, 0]	25x3x6 double	25x6 double	3	
4	[2022.3.23.1... 424x512 double	[0.0,0.0,0.0]	25x2x6 double	25x2x6 double	4	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[0, 0, 0, 0, 0]	25x3x6 double	25x6 double	4	
5	[2022.3.23.1... 424x512 double	[0.0,0.0,0.0]	25x2x6 double	25x2x6 double	5	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[0, 0, 0, 0, 0]	25x3x6 double	25x6 double	5	
6	[2022.3.23.1... 424x512 double	[0.0,0.0,0.0]	25x2x6 double	25x2x6 double	6	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[0, 0, 0, 0, 0]	25x3x6 double	25x6 double	6	
7	[2022.3.23.1... 424x512 double	[0.0,0.0,0.0]	25x2x6 double	25x2x6 double	7	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[0, 0, 0, 0, 0]	25x3x6 double	25x6 double	7	
8	[2022.3.23.1... 424x512 double	[0.0,0.0,0.0]	25x2x6 double	25x2x6 double	8	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[0, 0, 0, 0, 0]	25x3x6 double	25x6 double	8	
9	[2022.3.23.1... 424x512 double	[0.0,0.0,0.0]	25x2x6 double	25x2x6 double	9	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[0, 0, 0, 0, 0]	25x3x6 double	25x6 double	9	
10	[2022.3.23.1... 424x512 double	[0.0,0.0,0.0]	25x2x6 double	25x2x6 double	10	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[0, 0, 0, 0, 0]	25x3x6 double	25x6 double	10	
11	[2022.3.23.1... 424x512 double	[0.0,0.0,0.0]	25x2x6 double	25x2x6 double	11	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[0, 0, 0, 0, 0]	25x3x6 double	25x6 double	11	
12	[2022.3.23.1... 424x512 double	[0.0,0.0,0.0]	25x2x6 double	25x2x6 double	12	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[0, 0, 0, 0, 0]	25x3x6 double	25x6 double	12	
13	[2022.3.23.1... 424x512 double	[0.0,0.0,0.0]	25x2x6 double	25x2x6 double	13	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[0, 0, 0, 0, 0]	25x3x6 double	25x6 double	13	
14	[2022.3.23.1... 424x512 double	[0.0,0.0,0.0]	25x2x6 double	25x2x6 double	14	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[0, 0, 0, 0, 0]	25x3x6 double	25x6 double	14	
15	[2022.3.23.1... 424x512 double	[0.0,0.0,0.0]	25x2x6 double	25x2x6 double	15	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[0, 0, 0, 0, 0]	25x3x6 double	25x6 double	15	
16	[2022.3.23.1... 424x512 double	[0.0,0.0,0.0]	25x2x6 double	25x2x6 double	16	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[0, 0, 0, 0, 0]	25x3x6 double	25x6 double	16	
17	[2022.3.23.1... 424x512 double	[7.2058e+16,0...	25x2x6 double	25x2x6 double	17	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[1, 0, 0, 0, 0]	25x3x6 double	25x6 double	17	
18	[2022.3.23.1... 424x512 double	[7.2058e+16,0...	25x2x6 double	25x2x6 double	18	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[1, 0, 0, 0, 0]	25x3x6 double	25x6 double	18	
19	[2022.3.23.1... 424x512 double	[7.2058e+16,0...	25x2x6 double	25x2x6 double	19	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[1, 0, 0, 0, 0]	25x3x6 double	25x6 double	19	
20	[2022.3.23.1... 424x512 double	[7.2058e+16,0...	25x2x6 double	25x2x6 double	20	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[1, 0, 0, 0, 0]	25x3x6 double	25x6 double	20	
21	[2022.3.23.1... 424x512 double	[7.2058e+16,0...	25x2x6 double	25x2x6 double	21	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[1, 0, 0, 0, 0]	25x3x6 double	25x6 double	21	
22	[2022.3.23.1... 424x512 double	[7.2058e+16,0...	25x2x6 double	25x2x6 double	22	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[1, 0, 0, 0, 0]	25x3x6 double	25x6 double	22	
23	[2022.3.23.1... 424x512 double	[7.2058e+16,0...	25x2x6 double	25x2x6 double	23	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[1, 0, 0, 0, 0]	25x3x6 double	25x6 double	23	
24	[2022.3.23.1... 424x512 double	[7.2058e+16,0...	25x2x6 double	25x2x6 double	24	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[1, 1, 1, 1, 1]	[1,1,1,1,1,1]	[1, 0, 0, 0, 0]	25x3x6 double	25x6 double	24	

Şekil 4.6. Bir Dansçıdan Alınan Metadata Dosyası

```

d=size(metadata);
C=cell(d(1),1);
F=cell(d(1),1);

for i = 1:d(1)
    % Algılanan ilk kişinin 25 eklem verileri
    C{i,1}=metadata(i).JointPositions(:, :, 1);

    % Bacaklarla ilgili olan 13 ve 20 arası eklem verileri
    F{i,1}=C{i,1}(13:20, :, :);
end

h25=cell2mat(C); % 25 eklem verisi
h8=cell2mat(F); % 8 eklem verisi

```

**Şekil 4.7.** Sekiz Eklem Verisinin Ayırıştırılması için Oluşturulan Matlab Kodu

150 çerçevelik metadata veri dosyası içerisinde, alınan bir çerçeve (frame) için 25 ekleme ait (x,y,z) verileri Şekil 4.8’de verilmiştir.

metadata(17).JointPositions		
val(:, :, 1) =		
0.1996	-0.1690	2.6527
0.2030	0.1404	2.7275
0.2054	0.4405	2.7887
0.2168	0.5915	2.8034
0.0420	0.3178	2.7480
-0.0128	0.1021	2.7293
0.1773	0.1337	2.5572
0.1861	0.1363	2.5264
0.3771	0.3245	2.7318
0.4226	0.1118	2.6839
0.2065	0.1365	2.5447
0.1682	0.1339	2.5272
0.1201	-0.1681	2.6200
0.1107	-0.5769	2.5806
0.1460	-0.9148	2.5200
0.1555	-0.9727	2.3984
0.2733	-0.1650	2.6079
0.2788	-0.5631	2.5491
0.2299	-0.9153	2.5121
0.2080	-0.9683	2.3789
0.2050	0.3667	2.7759
0.2369	0.1378	2.4838
0.1422	0.1457	2.4774
0.0969	0.1334	2.4979
0.1547	0.1720	2.4887

**Şekil 4.8.** Metadata Veri Dosyasındaki Bir Çerçeveye Ait 25 Eklem Verisi

Salsa’da adım sınıflaması için bacaklarla ilgili olan sekiz eklem verisi kullanılacağından, her adım kaydı için metadata kayıtlarından sekiz eklem verileri her çerçeve için çıkarılıp birleştirilmiştir. Örneğin, Şekil 4.9’da bir katılımcının temel ileri geri adım metadata kaydından çıkarılan 1072x3 boyuttaki sekiz eklem veri dosyası görülmektedir. Şekil 4.7’de görüldüğü gibi Metadata dosyasının 150 çerçevesinin ilk 16 çerçevesi veri kaydı alamadığından bunlar ayıklanmış, 134 çerçeve için sekiz eklem verisi alınarak  $134 \times 8 = 1072$  satırlık veri dosyası oluşturulmuştur.

1072x3 double			
	1	2	3
1	0.1201	-0.1681	2.6200
2	0.1107	-0.5769	2.5806
3	0.1460	-0.9148	2.5200
4	0.1555	-0.9727	2.3984
5	0.2733	-0.1650	2.6079
6	0.2788	-0.5631	2.5491
7	0.2299	-0.9153	2.5121
8	0.2080	-0.9683	2.3789
9	0.1204	-0.1684	2.6197
10	0.1215	-0.5852	2.5795
11	0.1456	-0.9141	2.5203
12	0.1561	-0.9726	2.3964
13	0.2735	-0.1652	2.6080
14	0.2753	-0.5663	2.5491
15	0.2226	-0.9600	2.4757
16	0.2049	-0.9755	2.3592

**Şekil 4.9.** Bir Katılımcının Temel İleri Geri Adım Metadata Kaydından Çıkarılan Sekiz Eklem Veri Dosyası

Sonuç olarak, her adım için yirmi katılımcıdan dörder kayıt alındığından her adım için Şekil 4.9’daki gibi 80 dosya elde edilmiştir. Dolayısıyla, sekiz adım için elde edilen 640 dosya birleştirilerek sekiz vuruşlu adım sınıflaması için ham veri dosyası elde edilmiştir.

Dört temel adım sınıflaması için ise ham veri dosyaları birinci ve ikinci dört temel adım grupları için ayrı ayrı düzenlenmiştir.

### 4.3. Makine Öğrenme Tabanlı Sınıflandırma

#### 4.3.1. Kullanılan Öznitelikler

Çalışmaya katılan toplam yirmi dansçının her biri sekiz farklı adımı dört kez gerçekleştirmiştir. Elde edilen ham veriler ilk etapta, Kinect'in otomatik olarak altı kişi algılamasına karşın sıfırlardan arındırılmıştır. Öznitelik çıkarma işleminden önce, yirmi dansçıya ait tüm sekiz hareketin verileri kendi aralarında birleştirilmiştir.

Bu çalışmada öznitelik çıkarma işlemi için aşağıda belirtilen toplam 60 öznitelik [59] kullanılmıştır:

- Ortalama konum verileri (1:3)
- Ortalama sinyal gücü (4:6)
- İlk 6 öznitelik verisine ait otokorelasyon verileri (7:15)
- İlk 6 öznitelik verisine ait spektral tepe özellikleri (16:51)
- Spektral güç özellikleri (52:60)

60 öznitelik için oluşturulan öznitelik çıkarmaya ait Matlab programının bir kısmı Şekil 4.10'da verilmiştir.

```
function feature = featuresFromBuffer(at, fs)

persistent dcblock corr spect f
if isempty(dcblock)
    [s,g] = getFilterCoefficients();
    dcblock = dsp.BiquadFilter('Structure','Direct form II transposed', ...
        'SOSMatrix',s,'ScaleValues',g);
    NFFT = 4096;
    spect = dsp.SpectrumEstimator('SpectralAverages',1,...
        'Window','Rectangular','FrequencyRange','onesided',...
        'SampleRate',fs,'SpectrumType','Power density',...
        'FFTLenghtSource','Property','FFTLenght',4096);
    f = (fs/NFFT)*(0:NFFT/2)';
    corr = dsp.Autocorrelator;
end
feature = zeros(1,60);
feature(1:3) = mean(at,1);
ab = step(dcblock,at);
feature(4:6) = rms(ab,1);
feature(7:15) = autocorrFeatures(ab, corr, fs);
af = step(spect,ab);
feature(16:51) = spectralPeaksFeatures(af, f);
feature(52:60) = spectralPowerFeatures(af, f);
end
```

Şekil 4.10. Öznitelik Çıkarma İşlemi için Matlab Kod Parçası

### 4.3.2. Kullanılan Sınıflandırma Yöntemleri

Etiketlenmiş veri kümesi kullanarak yeni veriler için tahmin yapmayı öğrenen makine öğrenmesi modeline denetimli öğrenme (supervised learning) denir. Sınıflandırma, verilerin ayrık değerli kategorilere atanmasını amaçlayan denetimli öğrenme çeşididir. Sınıflandırma problemlerinde ayrık değerli kategoriler birer sınıf, problemi çözen algoritmalar da sınıflandırıcı olarak isimlendirilir. Bir diğer denetimli öğrenme türü olan regresyon probleminde ise, atama yapılacak kategori sürekli değerlidir.

Matlab Classification Learner, denetimli makine öğrenme kapsamında veriyi sınıflamak için çeşitli sınıflayıcı modelleri eğitmede kullanılan bir uygulama aracıdır. Bu aracı kullanarak veri keşfi yapılabilir, öznelikler seçilebilir, doğrulama şeması belirlenebilir, modeller eğitilip sonuçlar değerlendirilebilir. Bu araç ile otomatik model eğitimi için karar ağaçları, diskriminant analizi, SVM, lojistik regresyon, KNN, naive Bayes, kernel yaklaşımı, ensemble (topluluk) ve sinir ağı sınıflayıcıları kullanılmaktadır [60].

Bu bölümde çalışmada kullanılan ve başarımları en yüksek beş içerisinde yer alan sınıflayıcılar hakkında bilgi verilecektir. Bu yöntemler SVM, KNN, karar ağaçları, ensemble sınıflayıcılar içerisindeki torbalama ağaçları ve naive Bayes sınıflayıcılarıdır.

Destek vektör makineleri (SVM), Vapnik tarafından 1995 yılında önerilmiş [61] sınıflandırma ve regresyon problemleri için kullanılan bir denetimli öğrenme algoritmasıdır. 2B uzayda doğrusal, 3B uzayda düzlemsel ve çok boyutlu uzayda hiper düzlem şeklindeki ayırma mekanizmaları kullanarak veriyi iki ya da daha çok sınıfa ayırabilir [62]. Destek vektör makineleri, n boyutlu bir uzayda veri noktalarının sınıflara ayrılmasını maksimize eden bir hiper düzlem bulmaya çalışır. Hiper düzleme minimum uzaklıkta olan veri noktalarına destek vektörleri denir.

K-en yakın komşu (KNN) algoritması, uzaklık hesaplamasına dayalı olarak sınıflandırma ve regresyon problemleri için kullanılan bir denetimli öğrenme algoritmasıdır. Yeni örneğin veri setinde bulunan tüm örneklerle uzaklığı hesaplandıktan sonra, en küçük uzaklık değerine sahip k gözlem alınır. Bu k gözlem içinde en sık tekrar eden sınıf, tahmini sınıf değeri olarak bulunur [63].

Karar ağaçları hem sınıflandırma hem de regresyon görevleri için kullanılan parametrik olmayan (yani veri olasılık dağılımları hakkında hiçbir varsayım yapmayan) bir denetimli öğrenme algoritmasıdır. Kök düğüm, dallar, iç düğümler ve yaprak düğümlerden oluşan hiyerarşik bir ağaç yapısına sahiptir [64]. Hedef değişkenin ayrık değerler alabildiği ağaç modellerine sınıflandırma ağaçları denir; bu ağaç yapılarında yapraklar sınıf etiketlerini temsil eder ve dallar bu sınıf etiketlerine yol açan özelliklerin birleşimlerini temsil eder [65].

Torbalama (Bagging), yüksek varyanslı makine öğrenme tekniklerinde varyansı azaltmak için kullanılacak basit bir yöntemdir [66]. Bir karar ağacının yüksek varyansa sahip olması, veri setindeki küçük bir değişiklik yapılacak tahminlerde büyük değişikliğe neden olabilir. Torbalama ağaçları (Bagged Trees), varyansı en aza indirmek için birkaç karar ağacından gelen tahminleri birleştiren bir makine öğrenmesi algoritmasıdır.

Naive Bayes, Bayes teoremine dayanan ve sınıflandırma problemlerinin çözümünde kullanılan bir denetimli öğrenme algoritmasıdır. Özniteliklerin istatistik açıdan bağımsız olduğunu varsayarak öğrenmeyi gerçekleştirir [67]. Naive Bayes sınıflandırıcıları, her bir sınıfın koşullu olasılığını hesaplar ve en yüksek olasılık değerine sahip olan sınıf etiketi olarak seçer [68].

### **4.3.3. Veri Dağılımı ve Sınıflandırma Performans Ölçütleri**

Sınıflandırma yöntemlerinde başarı oranlarına ulaşabilmek için veri setleri eğitim ve test olarak ayrıştırılmaktadır. Eğitim verisi, sınıflandırma yönteminin eğitimi için kullanılırken; test verisi, sistemin performansını ölçmek için kullanılmaktadır.

#### **4.3.3.1. Bekletme Doğrulama**

Bekletme doğrulama yönteminde, veri setinin belirli bir yüzdesi sınıflandırma yönteminin eğitimi için kullanılırken belirli bir yüzdesi ise test için kullanılmaktadır.

#### **4.3.3.2. Çapraz Doğrulama**

Çapraz doğrulamada, veriler eşit  $k$  alt kümeye ayrılır. Bu kümelerden  $k-1$  kadarı eğitim için, 1 adeti ise test için kullanılır. Bu işlemin tüm alt kümelerin teker teker test verisi olana kadar devam eder. Ardından tüm test verilerinin doğruluk oranının ortalaması alınır ve sonuca ulaşılır [69].

### 4.3.3.3. Performans Ölçütleri

Sınıflandırma performans ölçütlerinden en önemlilerinden birisi karışıklık matrisidir. İkili sınıflama için verilen karışıklık matrisi, Şekil 4.11’de verildiği gibi gerçek sınıf ve öngörülen sınıf göz önünde bulundurularak hesaplanılır [70].

Gerçek Değerler (True Class)	1	Doğru Pozitif	Yanlış Negatif
	0	Yanlış Pozitif	Doğru Negatif
		1	0
		Tahmin Değerler (Predicted Class)	

Şekil 4.11. Karışıklık Matrisi

**DN (Doğru Negatif) / (TN-True Negative):** Sınıflandırma algoritmasının negatif verilerin kaç tanesini doğru bir şekilde negatif sınıfa yerleştirdiğinin sayısıdır.

**DP (Doğru Pozitif) / (TP-True Positive):** Sınıflandırma algoritmasının pozitif verilerin kaç tanesini doğru bir şekilde yerleştirdiğinin sayısıdır.

**YP (Yanlış Pozitif) / (FP-False Positive):** Sınıflandırma algoritmasının gerçekte pozitif sınıfta yer alan verilerin kaç tanesini negatif sınıfa yerleştirdiğinin sayısıdır.

**YN (Yanlış Negatif) / (FN-False Negative):** Sınıflandırma algoritmasının gerçekte negatif sınıfa yer alan verilerin kaç tanesini pozitif sınıfa yerleştirdiğinin sayısıdır.

Sınıflandırma performans ölçütleri için literatürde kabul gören ve veri setinin sınıflandırma performansının ölçümü için kullanılan bazı hesaplama yöntemleri bulunmaktadır. Bunlar; doğruluk (accuracy), kesinlik (precision), duyarlılık (recall) ve F1 skor (F1 score) değerlendirmeleridir.

### **Doğruluk (Accuracy)**

Veri setinin doğru tahminleme oranını vermekte olup, Eş. (4.1) ile hesaplanmaktadır [71].

$$\text{Doğruluk} = \frac{TN + TP}{TP + FP + FN + TN} \quad (4.1)$$

### **Kesinlik (Precision-PRE)**

Sınıflandırma işlemi sırasında doğru pozitiflerin, doğru pozitif ve yanlış pozitiflere oranıdır. Matlab'da yer alan PPV (Positive Predictive Value-Pozitif Öngörü Değeri) değeri kesinliği ifade etmekte olup, Eş. (4.2) ile hesaplanmaktadır [72].

$$\text{Kesinlik (PRE)} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4.2)$$

### **Duyarlılık (Recall-REC)**

Doğru olarak tahmin edilen pozitif değerlerin gerçek değerlerdeki tüm pozitif sınıfa (doğru pozitif ve yanlış negatif) olan oranını gösterir. Duyarlılık oranının yüksek olması yanlışların az olduğunu doğruların fazla olduğunu gösterir. Duyarlılık oranının yüksek olması sınıflandırma başarısının yüksek olduğunu işaret eder. Bu değer Matlab'da TPR (True Positive Rate-Doğru Pozitif Oranı) olarak ifade edilmekte olup Eş. (4.3) ile hesaplanmaktadır [73].

$$\text{Duyarlılık (REC)} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4.3)$$

### **F1 Skor (F1 Score)**

F1 Skor kesinlik ve duyarlılığın harmonik ortalamasını verir. Matlab ortamında F skor hesaplanmamaktadır. Fakat PRE ve REC değerlerine ulaşılabilmekte olup Eş. (4.4) ile hesaplanmaktadır [74].

$$\text{F Skor (F Score)} = \frac{2 * PRE * REC}{PRE + REC} \quad (4.4)$$

## 5. ARAŞTIRMA BULGULARI VE TARTIŞMA

Bu bölümde, 20 katılımcıdan alınan veri seti için %80 eğitim ve %20 test veri dağılımı altında makine öğrenmesi tabanlı sekiz vuruşluk salsa dans adımı sınıflandırma sonuçları verilmektedir. Oluşturulan 16 katılımcıya ait ham verilere öznitelik çıkarma işlemi uygulandıktan sonra elde edilen eğitim veri seti ile k=10 çapraz doğrulama altında Matlab Classification Learner aracılığıyla modeller oluşturulmuştur. Dört ve sekiz temel dans adımı sınıflama işlemi yapılmış ve eğitim başarı oranları doğruluk cinsinden verilmiştir. Daha sonra, 4 katılımcıya ait ham veriler için öznitelik çıkarma işlemi uygulanmış ve test veri seti elde edilmiştir. Eğitimden elde edilen makine öğrenmesi modellerine bu test verileri uygulanmış ve sınıflandırma işlemlerine ait sonuçlar; karışıklık matrisi, doğruluk, duyarlılık, kesinlik ve F1 skor değerleri cinsinden sunulmuştur.

### 5.1. Sekiz Vuruşluk Dört Temel Adım Sınıflaması için Bulgular

#### 5.1.1. Birinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Bulgular

##### 5.1.1.1. SVM Sınıflandırma Sonuçları

Matlab Classification Learner kullanarak birinci dört temel adım sınıflamasına ait eğitim veri seti için SVM sınıflandırmada; Doğruluk: %78,8, Tahmin Hızı: ~12000 gözlem/saniye ve Eğitim Süresi: 73,69 saniye sonuçları elde edilmiştir. Tablo 5.1, birinci dört temel adım grubundaki her bir temel adım için SVM yönteminden elde edilen test performans ölçüt değerlerini vermektedir. Bu değerler, Şekil 5.1’de verilen test veri setine karşılık SVM yöntemin sunduğu sınıflama tahmin değerlerinin gösterildiği karışıklık matrisinden elde edilmiştir. Veri seti için SVM yöntemi uygulandığında ortalama doğruluk ve duyarlılık oranı sırasıyla %85,93 ve %71,88 olarak gözlemlenmiştir.

**Tablo 5.1.** Sekiz Vuruşluk Birinci Dört Temel Adım Sınıflaması için SVM Test Veri Seti Doğruluk Oranları

SVM					
Adım No	Adım Türü	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F1 Skor
1	Temel İleri-Geri Adım	79,68	93,75	55,55	69,76
2	Temel Yana Adım	87,5	81,25	72,22	76,47
3	Arkaya Adım	79,68	25	80	38,09
4	Kumbiya Adımı	96,87	87,5	100	9,3

1	15		1	
2	3	13		
3	9	3	4	
4		2		14
	1	2	3	4

**Şekil 5.1.** Sekiz Vuruşluk Birinci Dört Temel Adım Sınıflaması için SVM Karışıklık Matrisi

#### 5.1.1.2. KNN Sınıflandırma Sonuçları

Matlab Classification Learner kullanarak 16 katılımcıdan alınan eğitim veri seti için KNN sınıflandırma; Doğruluk: %76,2, Tahmin Hızı: ~8900 gözlem/saniye ve Eğitim Süresi: 4,48 saniye sonuçları elde edilmiştir.

Şekil 5.2’de test veri setine karşılık KNN yöntemin sunduğu sınıflama tahmin değerleri karışıklık matrisi üzerinde gösterilmiştir. Veri seti için KNN yöntemi uygulandığında ortalama doğruluk ve duyarlılık oranı sırasıyla %83,87 ve %85,75 olarak gözlemlenmiştir. Tablo 5.2, birinci dört temel adım grubundaki her bir temel adım için KNN yönteminden elde edilen test performans ölçüt değerlerini vermektedir.

1	16			
2	1	10	1	4
3	13		2	1
4	1			15
	1	2	3	4

Predicted Class

**Şekil 5.2.** Sekiz Vuruşluk Birinci Dört Temel Adım Sınıflaması için KNN Karışıklık Matrisi

**Tablo 5.2.** Sekiz Vuruşluk Birinci Dört Temel Adım Sınıflaması için KNN Test Veri Seti Doğruluk Oranları

KNN					
Adım No	Adım Türü	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F1 Skor
1	Temel İleri-Geri Adım	78,26	100	51,61	68,08
2	Temel Yana Adım	90,06	62,5	100	76,92
3	Arkaya Adım	76,56	12,5	66,66	21,05
4	Kumbiya Adımı	90,62	93,75	75	83,3

### 5.1.1.3. Torbalama Ağaçları Sınıflandırma Sonuçları

Matlab Classification Learner kullanarak 16 katılımcıdan alınan eğitim veri seti için Torbalama Ağaçları sınıflandırma; Doğruluk: %79,7 Tahmin Hızı: ~17000 gözlem/saniye ve Eğitim Süresi: 15,71 saniye sonuçları elde edilmiştir.

Şekil 5.3’de test veri setine karşılık Torbalama Ağaçları yöntemin sunduğu sınıflama tahmin değerleri karışıklık matrisi üzerinde gösterilmiştir.

1	9			7
2	2	14		
3		3	3	10
4				16
	1	2	3	4

Predicted Class

**Şekil 5.3.** Sekiz Vuruşluk Birinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Torbalama Ağaçları Karışıklık Matrisi

Veri seti için Torbalama Ağaçları yöntemi uygulandığında ortalama doğruluk ve duyarlılık oranı sırasıyla %82,48 ve %65,62 olarak gözlemlenmiştir. Tablo 5.3, birinci dört temel adım grubundaki her bir temel adım için Torbalama Ağaçları yönteminden elde edilen test performans ölçüt değerlerini vermektedir.

**Tablo 5.3.** Sekiz Vuruşluk Birinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Torbalama Ağaçları Test Veri Seti Doğruluk Oranları

Torbalama Ağaçları					
Adım No	Adım Türü	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F1 Skor
1	Temel İleri-Geri Adım	85,93	56,25	81,81	66,66
2	Temel Yana Adım	90,90	87,5	82,35	84,84
3	Arkaya Adım	79,68	18,75	100	31,57
4	Kumbiya Adımı	73,43	100	48,48	65,3

#### 5.1.1.4. Karar Ağacı Sınıflandırma Sonuçları

Matlab Classification Learner kullanarak 16 katılımcıdan alınan eğitim veri seti için Karar Ağacı sınıflandırma sonuçları Doğruluk: %57,4, Tahmin Hızı: ~160000 gözlem/saniye ve Eğitim Süresi: 6,44 saniye sonuçları elde edilmiştir.

Şekil 5.4'te test veri setine Karar Ağacı yöntemin sunduğu sınıflama tahmin değerleri karışıklık matrisi üzerinde gösterilmiştir. Veri seti için Karar Ağacı yöntemi uygulandığında ortalama doğruluk ve duyarlılık oranı sırasıyla %90,62 ve %81,25 olarak gözlemlenmiştir. Tablo 5.4, birinci dört temel adım grubundaki her bir temel adım için Karar Ağacı yönteminden elde edilen test performans ölçüt değerlerini vermektedir.

True Class	1	11			5
	2	3	12	1	
	3		2	14	
	4			1	15
		1	2	3	4
		Predicted Class			

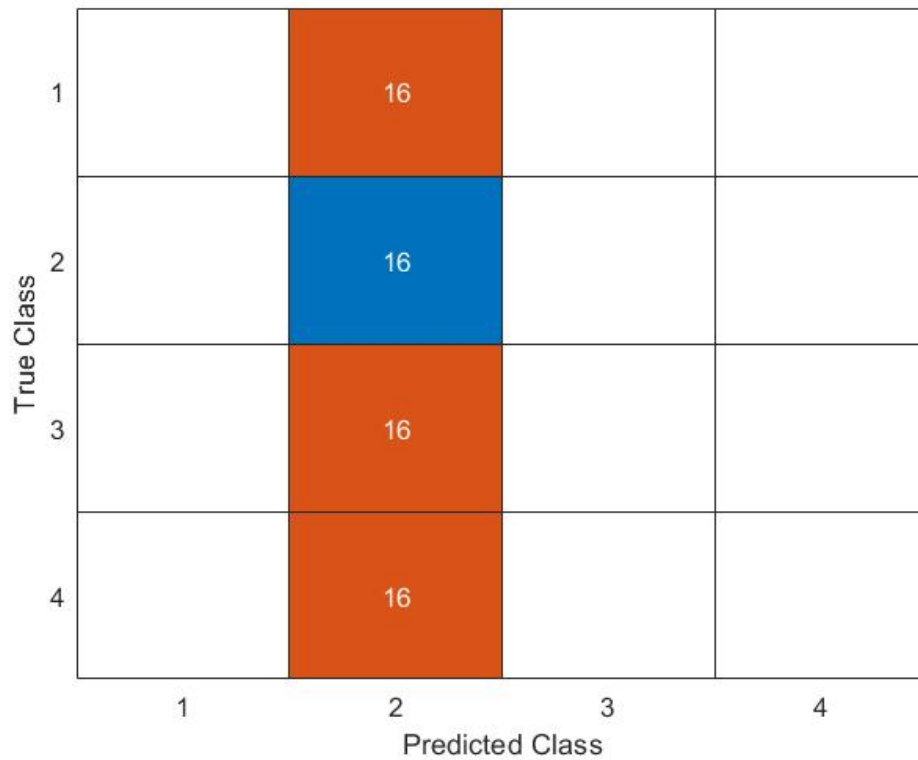
**Şekil 5.4.** Sekiz Vuruşluk Birinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Karar Ağacı Karışıklık Matrisi

**Tablo 5.4.** Sekiz Vuruşluk Birinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Karar Ağacı Test Veri Seti Doğruluk Oranları

Karar Ağacı					
Adım No	Adım Türü	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F1 Skor
1	Temel İleri-Geri Adım	87,5	68,75	78,57	73,33
2	Temel Yana Adım	90,62	75	85,71	80
3	Arkaya Adım	93,75	87,5	87,5	87,5
4	Kumbiya Adımı	90,62	93,75	75	83,33

### 5.1.1.5. Naive Bayes Sınıflandırma Sonuçları

Matlab Classification Learner kullanarak 16 katılımcıdan alınan eğitim veri seti için Naive Bayes sınıflandırma sonuçları; Doğruluk: %54,1, Tahmin Hızı: ~200 gözlem/saniye ve Eğitim Süresi: 166,58saniye sonuçları elde edilmiştir. Şekil 5.5'te test veri setine karşılık Naive Bayes yöntemin sunduğu sınıflama tahmin değerleri karışıklık matrisi üzerinde gösterilmiştir. Veri seti için Naive Bayes yöntemi uygulandığında ortalama doğruluk ve duyarlılık oranı sırasıyla %81,25 ve %25 olarak gözlemlenmiştir. Tablo 5.5, birinci dört temel adım grubundaki her bir temel adım için Naive Bayes yönteminden elde edilen test performans ölçüt değerlerini vermektedir.



Şekil 5.5. Sekiz Vuruşluk Birinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Naive Bayes Karışıklık Matrisi

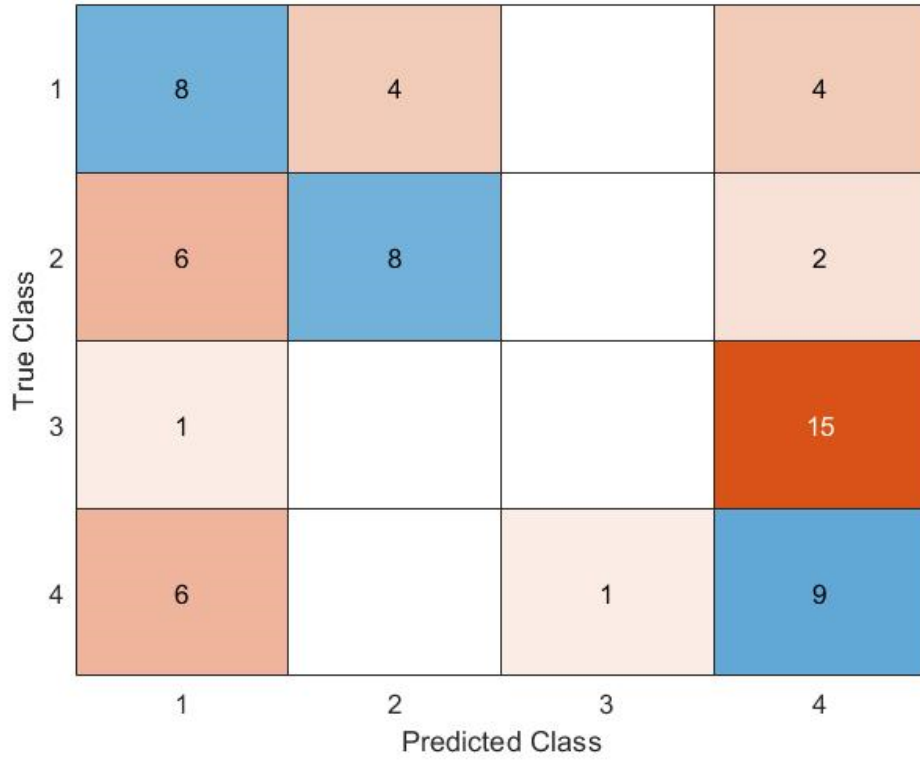
Tablo 5.5. Sekiz Vuruşluk Birinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Naive Bayes Test Veri Seti Doğruluk Oranları

Karar Ağacı					
Adım No	Adım Türü	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F1 Skor
1	Temel İleri-Geri Adım	75	0	0	-
2	Temel Yana Adım	100	100	12,5	22,22
3	Arkaya Adım	75	0	0	-
4	Kumbiya Adımı	75	0	0	-

## 5.1.2. İkinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Bulgular

### 5.1.2.1. SVM Sınıflandırma Sonuçları

Matlab Classification Learner kullanarak ikinci dört temel adım sınıflamasına ait eğitim veri seti için SVM sınıflandırmada; Doğruluk: %80,4 Tahmin Hızı: ~13000 gözlem/saniye ve Eğitim Süresi: 41,75 saniye sonuçları elde edilmiştir. Şekil 5.6'da ise test veri setine karşılık SVM yöntemin sunduğu sınıflama tahmin değerleri karışıklık matrisi üzerinde gösterilmiştir. Veri seti için SVM yöntemi uygulandığında ortalama doğruluk ve duyarlılık oranı sırasıyla %69,80 ve %39,06 olarak gözlemlenmiştir. Tablo 5.6, ikinci dört temel adım grubundaki her bir temel adım için SVM yönteminden elde edilen test performans ölçüt değerlerini vermektedir.



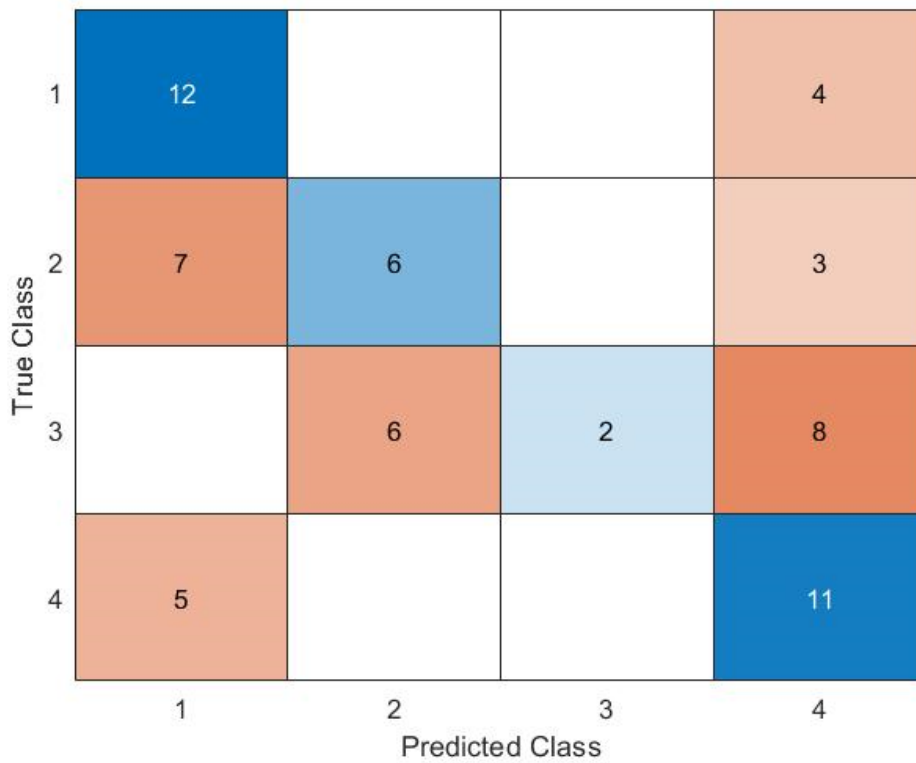
Şekil 5.6. Sekiz Vuruşluk İkinci Dört Temel Adım Sınıflaması için SVM Karışıklık Matrisi

Tablo 5.6. Sekiz Vuruşluk İkinci Dört Temel Adım Sınıflaması için SVM Test Veri Seti Doğruluk Oranları

SVM					
Adım No	Adım Türü	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F1 Skor
1	Sağdan Dönüş	67,18	50	38,09	43,24
2	İleri Çapraz Adım	82,35	50	66,66	57,14
3	Suzy Q	73,43	0	0	-
4	Soldan Dönüş	56,25	56,25	30	39,13

### 5.1.2.2. KNN Sınıflandırma Sonuçları

Matlab Classification Learner kullanarak 16 katılımcıdan alınan eğitim veri seti için KNN sınıflandırmada; Doğruluk: %74,1, Tahmin Hızı: ~25000 gözlem/saniye ve Eğitim Süresi: 6,44 saniye sonuçları elde edilmiştir. Şekil 5.7’de test veri setine karşılık KNN yöntemin sunduğu sınıflama tahmin değerleri karışıklık matrisi üzerinde gösterilmiştir. Veri seti için KNN yöntemi uygulandığında ortalama doğruluk ve duyarlılık oranı sırasıyla %74,21 ve %48,44 olarak gözlemlenmiştir. Tablo 5.7, ikinci dört temel adım grubundaki her bir temel adım için KNN yönteminden elde edilen test performans ölçüt değerlerini vermektedir.



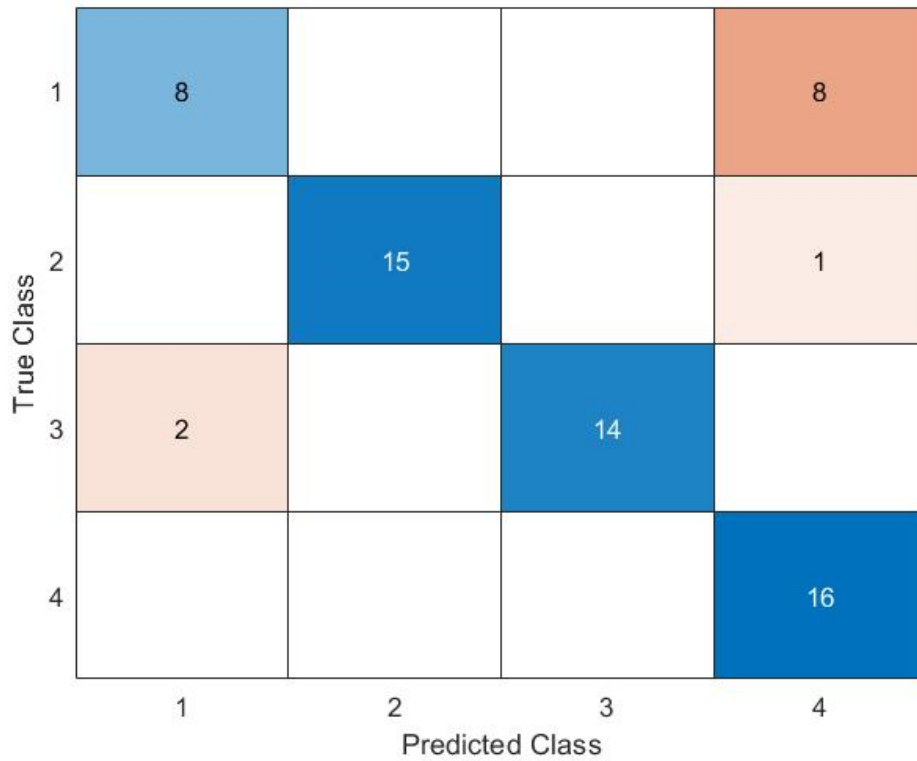
Şekil 5.7. Sekiz Vuruşluk İkinci Dört Temel Adım Sınıflaması için KNN Karışıklık Matrisi

Tablo 5.7. Sekiz Vuruşluk İkinci Dört Temel Adım Sınıflaması için KNN Test Veri Seti Doğruluk Oranları

KNN					
Adım No	Adım Türü	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F1 Skor
1	Sağdan Dönüş	75	75	50	60
2	İleri Çapraz Adım	75	37,5	50	42,85
3	Suzy Q	78,12	12,5	100	22,22
4	Soldan Dönüş	68,75	68,75	42,3	52,38

### 5.1.2.3. Torbalama Ağaçları Sınıflandırma Sonuçları

Matlab Classification Learner kullanarak 16 katılımcıdan alınan eğitim veri seti için Torbalama Ağaçları sınıflandırmada; Doğruluk: %74,1, Tahmin Hızı: ~25000 gözlem/saniye ve Eğitim Süresi: 6,44 saniye sonuçları elde edilmiştir. Şekil 5.8’de test veri setine karşılık Torbalama Ağaçları yöntemin sunduğu sınıflama tahmin değerleri karışıklık matrisi üzerinde gösterilmiştir. Veri seti için KNN yöntemi uygulandığında ortalama doğruluk ve duyarlılık oranı sırasıyla %92,18 ve %82,90 olarak gözlemlenmiştir. Tablo 5.8, ikinci dört temel adım grubundaki her bir temel adım için Torbalama Ağaçları yönteminden elde edilen test performans ölçüt değerlerini vermektedir.



Şekil 5.8. Sekiz Vuruşluk İkinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Torbalama Ağaçları Karışıklık Matrisi

Tablo 5.8. Sekiz Vuruşluk İkinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Torbalama Ağaçları Test Veri Seti Doğruluk Oranları

Torbalama Ağaçları					
Adım No	Adım Türü	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F1 Skor
1	Sağdan Dönüş	85,93	50	88,88	64
2	İleri Çapraz Adım	98,43	93,75	100	96,77
3	Suzy Q	98,43	93,75	100	96,77
4	Soldan Dönüş	85,93	94,11	64	76,19

#### 5.1.2.4. Karar Ağacı Sınıflandırma Sonuçları

Matlab Classification Learner kullanarak 16 katılımcıdan alınan eğitim veri seti için Karar Ağacı sınıflandırmada; Doğruluk: %74,1, Tahmin Hızı: ~25000 gözlem/saniye ve Eğitim Süresi: 6,44 saniye sonuçları elde edilmiştir. Şekil 5.9'da test veri setine Karar Ağacı yöntemin sunduğu sınıflama tahmin değerleri karışıklık matrisi üzerinde gösterilmiştir. Veri seti için Karar Ağacı yöntemi uygulandığında ortalama doğruluk ve duyarlılık oranı sırasıyla %92,18 ve %84,38 olarak gözlemlenmiştir. Tablo 5.9, ikinci dört temel adım grubundaki her bir temel adım için Karar Ağacı yönteminden elde edilen test performans ölçüt değerlerini vermektedir.

True Class \ Predicted Class	1	2	3	4
1	15	0	1	0
2	3	13	0	0
3	9	3	4	0
4	0	2	0	14

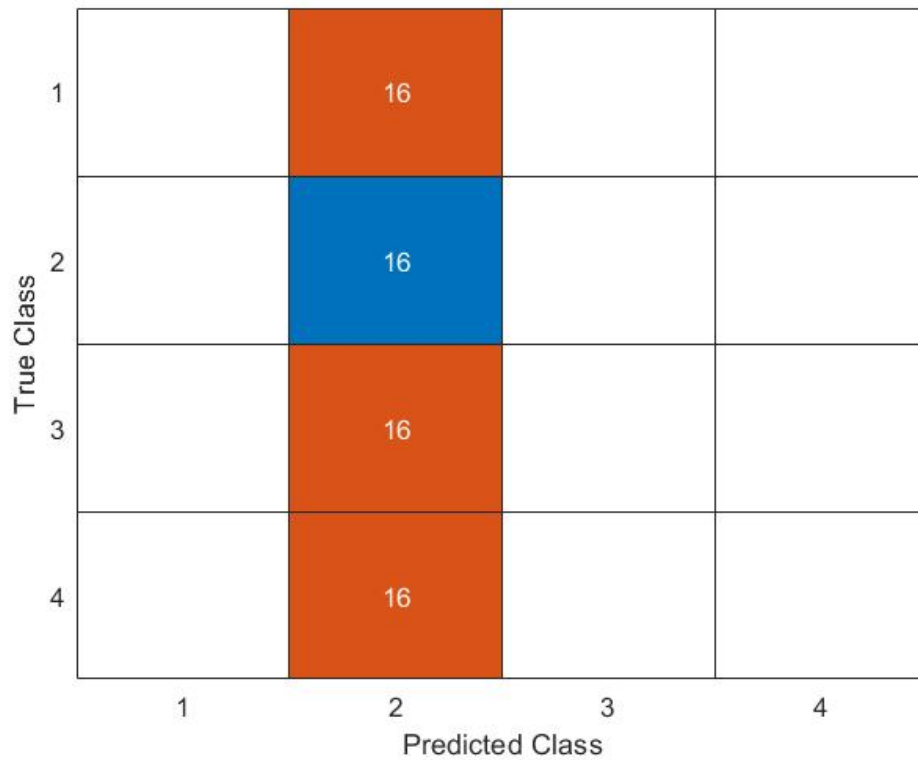
Şekil 5.9. Sekiz Vuruşluk İkinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Karar Ağacı Karışıklık Matrisi

Tablo 5.9. Sekiz Vuruşluk İkinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Karar Ağacı Test Veri Seti Doğruluk Oranları

Karar Ağacı					
Adım No	Adım Türü	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F1 Skor
1	Sağdan Dönüş	92,18	68,75	100	81,48
2	İleri Çapraz Adım	93,75	87,5	87,5	87,5
3	Suzy Q	93,75	81,25	92,85	86,66
4	Soldan Dönüş	89,06	100	66,66	80

### 5.1.2.5. Naive Bayes Sınıflandırma Sonuçları

Matlab Classification Learner kullanarak 16 katılımcıdan alınan eğitim veri seti için Naive Bayes sınıflandırmada; Doğruluk: %74,1, Tahmin Hızı: ~25000 gözlem/saniye ve Eğitim Süresi: 6,44 saniye sonuçları elde edilmiştir. Şekil 5.10'da test veri setine karşılık Naive Bayes yöntemin sunduğu sınıflama tahmin değerleri karışıklık matrisi üzerinde gösterilmiştir. Veri seti için Naive Bayes yöntemi uygulandığında ortalama doğruluk ve duyarlılık oranı sırasıyla %81,25 ve %25 olarak gözlemlenmiştir. Tablo 5.10, ikinci dört temel adım grubundaki her bir temel adım için Naive Bayes yönteminden elde edilen test performans ölçüt değerlerini vermektedir.



**Şekil 5.10.** Sekiz Vuruşluk İkinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Naive Bayes Karışıklık Matrisi

**Tablo 5.10.** Sekiz Vuruşluk İkinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Naive Bayes Test Veri Seti Doğruluk Oranları

Naive Bayes					
Adım No	Adım Türü	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F1 Skor
1	Sağdan Dönüş	75	0	0	-
2	İleri Çapraz Adım	25	100	12,5	22,22
3	Suzy Q	75	0	0	-
4	Soldan Dönüş	75	0	0	-

## 5.2. Sekiz Vuruşluk Sekiz Temel Adım Sınıflaması için Bulgular

### 5.2.1. SVM Sınıflandırma Sonuçları

Matlab Classification Learner kullanarak 16 katılımcıdan alınan eğitim veri seti için SVM sınıflandırmada; Doğruluk: %75, Tahmin Hızı: ~4600 gözlem/saniye ve Eğitim Süresi: 51,6 saniye sonuçları elde edilmiştir.

Şekil 5.11’de test veri setine karşılık SVM yöntemin sunduğu sınıflama tahmin değerleri karışıklık matrisi üzerinde gösterilmiştir. Veri seti için SVM yöntemi uygulandığında ortalama doğruluk ve duyarlılık oranı sırasıyla %84,56 ve %38,2 olarak gözlemlenmiştir. Tablo 5.11, her bir temel adım için SVM yönteminden elde edilen test performans ölçüt değerlerini vermektedir.

True Class	1	2	3	4	5	6	7	8
1	8							8
2	5	4						7
3	5		2	2	1	1		5
4	5			3				8
5	3				5			8
6						9		7
7						8	7	1
8	2				2		1	11

Şekil 5.11. Sekiz Vuruşluk Sekiz Temel Adım Sınıflaması için SVM Karışıklık Matrisi

**Tablo 5.11.** Sekiz Vuruşluk Sekiz Temel Adım Sınıflaması için SVM Test Veri Seti Doğruluk Oranları

SVM					
Adım No	Adım Türü	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F1 Skor
1	Temel İleri-Geri Adım	78,12	50	28,57	36,36
2	Temel Yana Adım	90,62	25	100	40
3	Arkaya Adım	89,06	12,5	100	22,22
4	Kumbiya Adımı	88,28	18,75	60	28,57
5	Sağdan Dönüş	89,06	31,25	62,5	41,66
6	İleri Çapraz Adım	87,5	56,25	50	52,94
7	Suzy Q	92,18	43,75	87,5	58,33
8	Soldan Dönüş	61,71	68,75	20	30,98

### 5.2.2. KNN Sınıflandırma Sonuçları

Matlab Classification Learner kullanarak 16 katılımcıdan alınan eğitim veri seti için KNN sınıflandırmada; Doğruluk: %68,6, Tahmin Hızı: ~5200 gözlem/saniye ve Eğitim Süresi: 2,40 saniye sonuçları elde edilmiştir.

Tablo 5.12, her bir temel adım için KNN yönteminden elde edilen test performans ölçüt değerlerini vermektedir.

**Tablo 5.12.** Sekiz Vuruşluk Sekiz Temel Adım Sınıflaması için KNN Test Veri Seti Doğruluk Oranları

KNN					
Adım No	Adım Türü	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F1 Skor
1	Temel İleri-Geri Adım	85,93	12,5	33,33	18,18
2	Temel Yana Adım	89,06	18,75	75	30
3	Arkaya Adım	58,59	56,25	16,36	25,35
4	Kumbiya Adımı	89,84	31,25	71,42	43,47
5	Sağdan Dönüş	76,56	43,75	25	31,81
6	İleri Çapraz Adım	84,73	18,75	30	23,07
7	Suzy Q	89,84	18,75	100	31,57
8	Soldan Dönüş	83,59	31,25	33,33	32,25

Şekil 5.12’de test veri setine karşılık KNN yöntemin sunduğu sınıflama tahmin değerleri karışıklık matrisi üzerinde gösterilmiştir. Veri seti için KNN yöntemi uygulandığında ortalama doğruluk ve duyarlılık oranı sırasıyla %82,26 ve %28,9 olarak gözlemlenmiştir.

1	2	1	9		4			
2	2	3	5	2	1			3
3			9		5	1		1
4	1		4	5	4	1		1
5			6		7	1		2
6			8		2	3		3
7	1		5		3	4	3	
8			9		2			5
	1	2	3	4	5	6	7	8

**Şekil 5.12.** Sekiz Vuruşluk Sekiz Temel Adım Sınıflaması için KNN Karışıklık Matrisi

### 5.2.3. Torbalama Ağaçları Sınıflandırma Sonuçları

Matlab Classification Learner kullanarak 16 katılımcıdan alınan eğitim veri seti için Torbalama Ağaçları sınıflandırmada; Doğruluk: %74,1, Tahmin Hızı: ~25000 gözlem/saniye ve Eğitim Süresi: 6,44 saniye sonuçları elde edilmiştir.

Şekil 5.13’de test veri setine karşılık Torbalama Ağaçları yöntemin sunduğu sınıflama tahmin değerleri karışıklık matrisi üzerinde gösterilmiştir. Veri seti için KNN yöntemi uygulandığında ortalama doğruluk ve duyarlılık oranı sırasıyla %90,81 ve %63,2 olarak gözlemlenmiştir. Tablo 5.13, her bir temel adım için Torbalama Ağaçları yönteminden elde edilen test performans ölçüt değerlerini vermektedir.

1	6	2		4	2	1		1
2		11		3		2		
3		2	4	1	1	2	4	2
4		2		7	1	2	3	1
5					10			6
6					2	14		
7					1	2	13	
8								16
	1	2	3	4	5	6	7	8
	Predicted Class							

**Şekil 5.13.** Sekiz Vuruşluk Sekiz Temel Adım Sınıflaması için Torbalama Ağaçları Karışıklık Matrisi

**Tablo 5.13.** Sekiz Vuruşluk Sekiz Temel Adım Sınıflaması için Torbalama Ağaçları Test Veri Seti Doğruluk Oranları

Torbalama Ağaçları					
Adım No	Adım Türü	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F1 Skor
1	Temel İleri-Geri Adım	92,21	37,5	100	54,54
2	Temel Yana Adım	91,40	68,75	64,70	66,66
3	Arkaya Adım	90,62	25	100	40
4	Kumbiya Adımı	86,71	43,75	46,46	45,16
5	Sağdan Dönüş	89,84	62,5	58,82	60,60
6	İleri Çapraz Adım	91,40	87,5	60,86	71,79
7	Suzy Q	92,18	81,25	65	72,22
8	Soldan Dönüş	92,18	100	61,53	76,19

#### 5.2.4. Karar Ağacı Sınıflandırma Sonuçları

Matlab Classification Learner kullanarak 16 katılımcıdan alınan eğitim veri seti için Karar Ağacı sınıflandırmada; Doğruluk: %41,1, Tahmin Hızı: ~110000 gözlem/saniye ve Eğitim Süresi: 2,94 saniye sonuçları elde edilmiştir. Şekil 5.14'te test veri setine Karar Ağacı yöntemin sunduğu sınıflama tahmin değerleri karışıklık

matrisi üzerinde gösterilmiştir. Veri seti için Karar Ağacı yöntemi uygulandığında ortalama doğruluk ve duyarlılık oranı sırasıyla %84,17 ve %36,7 olarak gözlemlenmiştir. Tablo 5.14, her bir temel adım için Karar Ağacı yönteminden elde edilen test performans ölçüt değerlerini vermektedir.

1	6	4			5	1		
2	1	6		5		4		
3	1	1	2	4	2	6		
4		1		5	4	6		
5		1			9		4	2
6					6	10		
7		2			3	8	3	
8	3				6	1		6
	1	2	3	4	5	6	7	8
	Predicted Class							

**Şekil 5.14.** Sekiz Vuruşluk Sekiz Temel Adım Sınıflaması için Karar Ağacı Karışıklık Matrisi

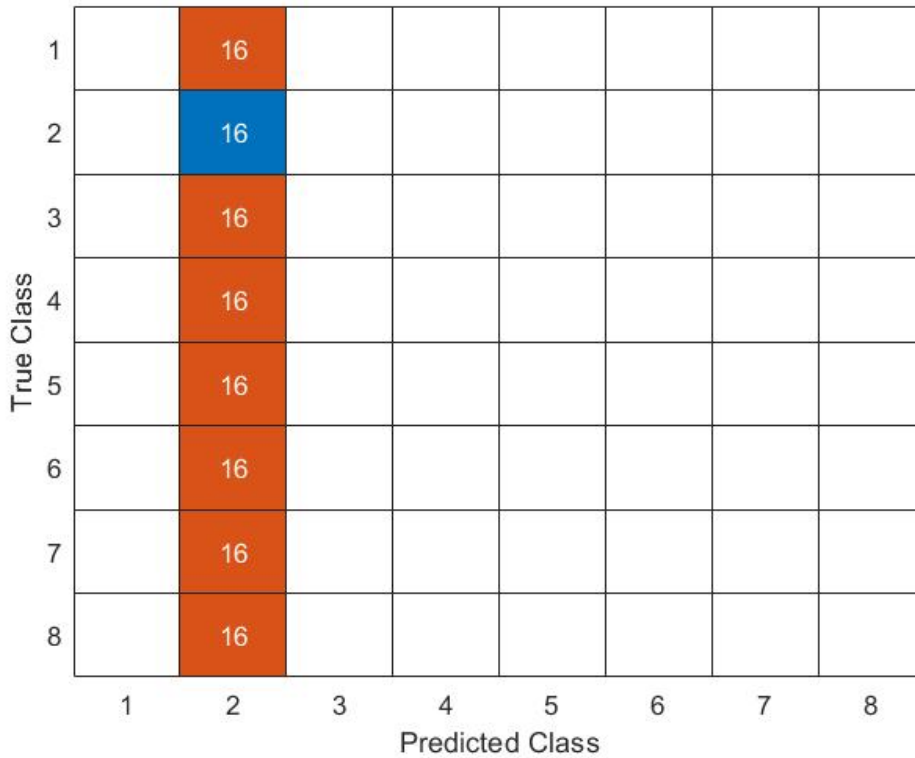
**Tablo 5.14.** Sekiz Vuruşluk Sekiz Temel Adım Sınıflaması için Karar Ağacı Test Veri Seti Doğruluk Oranları

<b>Karar Ağacı</b>					
Adım No	Adım Türü	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F1 Skor
1	Temel İleri-Geri Adım	88,28	37,5	54,54	44,44
2	Temel Yana Adım	85,15	75	40	52,17
3	Arkaya Adım	89,06	12,5	100	22,22
4	Kumbiya Adımı	84,37	31,25	35,71	33,33
5	Sağdan Dönüş	75,78	56,25	27,27	36,73
6	İleri Çapraz Adım	73,43	62,5	26,31	37,03
7	Suzy Q	86,71	18,75	42,85	26,08
8	Soldan Dönüş	90,62	37,5	75	50

### 5.2.5. Naive Bayes Sınıflandırma Sonuçları

Matlab Classification Learner kullanarak 16 katılımcıdan alınan eğitim veri seti için Naive Bayes sınıflandırmada; Doğruluk: %37,9, Tahmin Hızı: ~100 gözlem/saniye ve Eğitim Süresi: 90,31 saniye sonuçları elde edilmiştir.

Şekil 5.15'te test veri setine karşılık Naive Bayes yöntemin sunduğu sınıflama tahmin değerleri karışıklık matrisi üzerinde gösterilmiştir. Veri seti için Naive Bayes yöntemi uygulandığında ortalama doğruluk ve duyarlılık oranı sırasıyla %67,18 ve %25 olarak gözlemlenmiştir. Tablo 5.15, her bir temel adım için Naive Bayes yönteminden elde edilen test performans ölçüt değerlerini vermektedir.



Şekil 5.15. Sekiz Vuruşluk Sekiz Temel Adım Sınıflaması için Naive Bayes Karışıklık Matrisi

**Tablo 5.15.** Sekiz Vuruşluk Sekiz Temel Adım Sınıflaması için Naive Bayes Test Veri Seti Doğruluk Oranları

<b>Karar Ağacı</b>					
<b>Adım No</b>	<b>Adım Türü</b>	<b>Doğruluk</b>	<b>Duyarlılık</b>	<b>Kesinlik</b>	<b>F1 Skor</b>
1	Temel İleri-Geri Adım	75	0	0	-
2	Temel Yana Adım	12,5	100	12,5	22,22
3	Arkaya Adım	75	0	0	-
4	Kumbiya Adımı	75	0	0	-
5	Sağdan Dönüş	75	0	0	-
6	İleri Çapraz Adım	75	0	0	-
7	Suzy Q	75	0	0	-
8	Soldan Dönüş	75	0	0	-

### 5.3. Değerlendirme

Sekiz vuruşluk dört ve sekiz temel dans adımı sınıflandırma işlemleri için SVM, KNN, Torbalama Ağaçları, Karar Ağacı ve Naive Bayes yöntemlerine ait eğitim sınıflandırma başarı değerleri Tablo 5.16, 5.17 ve 5.18'de kıyaslamalı olarak verilmiştir. 16 katılımcıya ait eğitim veri seti  $k = 10$  çapraz doğrulama altında modeller eğitilmiştir. En yüksek eğitim başarı oranı; birinci ve ikinci dört temel adım sınıflaması için sırasıyla %79,7 ve %82 ile torbalama ağaçları tarafından sağlanırken, sekiz adım sınıflaması için %75 ile SVM tarafından sağlanmıştır. En iyi ikinci eğitim başarı oranı; birinci ve ikinci dört temel adım sınıflaması için sırasıyla %78,8 ve %80,4 ile SVM tarafından sağlanırken, sekiz adım sınıflaması için %74,1 ile torbalama ağaçları tarafından sağlanmıştır. En kötü performans ise her üç adım sınıflaması için sırasıyla %54,1, %49,2 ve %37,9 ile Naive Bayes tarafından sağlanmıştır.

**Tablo 5.16.** Sekiz Vuruşluk Birinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Sınıflandırma Yöntemleri Eğitim Veri Seti Doğruluk Oranları

<b>Model İsmi</b>	<b>Doğruluk (Yüzde)</b>	<b>Tahmin Hızı (gözlem/saniye)</b>	<b>Eğitim Süresi(saniye)</b>
SVM	78,8	12000	73.69
KNN	76,2	8900	4.48
Torbalama Ağaçları	<b>79,7</b>	17000	15.71
Karar Ağacı	57,4	160000	2.56
Naive Bayes	54,1	200	166.58

**Tablo 5.17.** Sekiz Vuruşluk İkinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Sınıflandırma Yöntemleri Eğitim Veri Seti Doğruluk Oranları

Model İsmi	Doğruluk (Yüzde)	Tahmin Hızı (gözlem/saniye)	Eğitim Süresi(saniye)
SVM	80,4	13000	41.75
KNN	75,8	8700	3.81
Torbalama Ağaçları	<b>82</b>	18000	13.71
Karar Ağacı	65,7	170000	1.91
Naive Bayes	49,2	200	162.56

**Tablo 5.18.** Sekiz Vuruşluk Sekiz Temel Adım Sınıflaması için Sınıflandırma Yöntemleri Eğitim Veri Seti Doğruluk Oranları

Model İsmi	Doğruluk (Yüzde)	Tahmin Hızı (gözlem/saniye)	Eğitim Süresi(saniye)
SVM	<b>75</b>	4600	51.6
KNN	68,8	5200	2.4
Torbalama Ağaçları	74,1	25000	6,44
Karar Ağacı	41,4	110000	2,94
Naive Bayes	37,9	100	90,31

Sekiz vuruşluk dört ve sekiz temel dans adımı sınıflandırma işlemleri için SVM, KNN, Torbalama Ağaçları, Karar Ağacı ve Naive Bayes yöntemlerine ait test sınıflandırma başarı değerleri ortalama doğruluk ve duyarlılık değerleri cinsinden Tablo 5.19, 5.20 ve 5.21’de kıyaslamalı olarak verilmiştir. 4 katılımcıya ait test veri seti için eğitilen modeller test edilmiş ve en yüksek test başarı oranı; birinci dört temel adım sınıflaması için %90,62 ortalama doğruluk, %81,25 ortalama duyarlılık ve %81,70 ortalama kesinlik ile Karar Ağacı, ikinci dört temel adım sınıflaması için %91,18 ortalama doğruluk, %84,38 ortalama duyarlılık ve %88,22 ortalama kesinlik ile SVM, sekiz adım sınıflaması için %90,18 ortalama doğruluk, %63,2 ortalama duyarlılık ve %69,67 ortalama kesinlik ile Torbalama Ağaçları tarafından sağlanmıştır. En kötü performanslar ise her üç adım sınıflaması için Naive Bayes tarafından sağlanmıştır.

**Tablo 5.19.** Sekiz Vuruşluk Birinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Sınıflandırma Yöntemleri Test Veri Seti Ortalama Doğruluk Oranları

Model İsmi	Ortalama Doğruluk (Yüzde)	Ortalama Duyarlılık (Yüzde)	Ortalama Kesinlik (Yüzde)
SVM	85,93	71,88	76,94
KNN	83,87	67,19	73,32
Torbalama Ağaçları	82,48	65,63	78,16
Karar Ağacı	<b>90,62</b>	<b>81,25</b>	<b>81,70</b>
Naive Bayes	81,25	25	3,13

**Tablo 5.20.** Sekiz Vuruşluk İkinci Dört Temel Adım Sınıflaması için Sınıflandırma Yöntemleri Test Veri Seti Ortalama Doğruluk Oranları

Model İsmi	Ortalama Doğruluk (Yüzde)	Ortalama Duyarlılık (Yüzde)	Ortalama Kesinlik (Yüzde)
SVM	69,80	39,06	33,69
KNN	74,21	48,44	60,58
Torbalama Ağaçları	<b>92,18</b>	<b>84,38</b>	<b>88,22</b>
Karar Ağacı	<b>92,18</b>	<b>84,38</b>	86,75
Naive Bayes	81,25	25	3,13

**Tablo 5.21.** Sekiz Vuruşluk Sekiz Temel Adım Sınıflaması için Sınıflandırma Yöntemleri Test Veri Seti Ortalama Doğruluk Oranları

Model İsmi	Ortalama Doğruluk (Yüzde)	Ortalama Duyarlılık (Yüzde)	Ortalama Kesinlik (Yüzde)
SVM	84,56	38,2	63,57
KNN	82,26	28,9	48,06
Torbalama Ağaçları	<b>90,18</b>	<b>63,2</b>	<b>69,67</b>
Karar Ağacı	84,17	36,7	50,21
Naive Bayes	84,56	38,2	1,56

## 6. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışmada, Kinect v2 iskelet eklem verileri kullanarak sekiz vuruşluk ölçekte Los Angeles stili temel solo salsa dans adımlarının makine öğrenmesi tabanlı sınıflandırılması problemi ele alınmıştır. Bunun için öncelikle yirmi dansçıdan her bir temel adım için 4 tekrar alınmış, veriler önışlemden geçirilerek bir veri seti oluşturulmuştur. Veri seti, %80 Eğitim-%20 Test veri seti olarak ayrıştırılmıştır. Daha sonra, insan aktivite uygulamalarında da kullanılan 60 öznitelik kullanarak öznitelik çıkarma işlemi yapılmıştır. Eğitim veri seti k=10 çapraz doğrulama altında, Matlab Classification Learner aracı kullanarak SVM, KNN, Torbalama Ağaçları, Karar Ağaçları ve Naive Bayes yöntemleri eğitilerek modellenmiş ve sonra eğitim performansları incelenmiştir. Sonuç olarak, en yüksek eğitim başarıml oranı; birinci ve ikinci dört temel adım sınıflaması için sırasıyla %79,7 ve %82 ile torbalama ağaçları tarafından sağlanırken, sekiz adım sınıflaması için %75 ile SVM tarafından sağlandığı, en kötü performansın ise her üç adım sınıflaması için Naive Bayes tarafından sağlandığı görülmüştür. 4 katılımcıya ait test veri seti için eğitilen modeller test edilmiş ve en yüksek test başarıml oranı; birinci dört temel adım sınıflaması için %90,62 ortalama doğruluk, %81,25 ortalama duyarlılık ve %81,70 ortalama kesinlik ile Karar Ağacı, ikinci dört temel adım sınıflaması için %91,18 ortalama doğruluk, %84,38 ortalama duyarlılık ve %88,22 ortalama kesinlik ile SVM, sekiz adım sınıflaması için %90,18 ortalama doğruluk, %63,2 ortalama duyarlılık ve %69,67 ortalama kesinlik ile Torbalama Ağaçları tarafından sağlandığı, en kötü performansların ise her üç adım sınıflaması için Naive Bayes tarafından sağlandığı görülmüştür.

Elde edilen sonuçlar teknoloji tabanlı dans eğitimi veya oyun amaçlı sistem tasarımında kullanılabilir. Konuyla ilgili olarak ileride yapılabilecek çalışmalar için şu öneriler yapılmaktadır:

- ✓ Bu çalışmada, dans alanındaki isimlendirmeye uygun olarak dans adımlarının sekiz vuruşluk ölçekte sınıflandırılması problemi ele alınmıştır. Literatürde yapılan bazı çalışmalar gibi 4 vuruşluk ölçekte dans adımlamaları tanımlanıp sınıflandırma işlemi yapılabilir. Adımlamalar arasındaki örtüşme oranı daha azalacağından, başarıml oranlarının sekizli ölçeğe göre daha yüksek olması beklenmektedir.

- ✓ Bu çalışmada zaman ve frekans bölgesinde tanımlı 60 öznitelik kullanılmıştır. Yerel İkili Örüntü (Local Binary Pattern-LBP) gibi insan aktivite tespit çalışmalarında kullanılan diğer öznitelik kümeleri kullanılabilir.
- ✓ Bu çalışmada SVM, KNN, Torbalama Ağaçları, Karar Ağaçları ve Naive Bayes yöntemlerinin sınıflama performansları incelenmiştir. GMM ve HMM tabanlı sınıflayıcıların performansları incelenebilir.
- ✓ Bu çalışmada Kinect v2 kullanılmıştır. Kinect v2'den daha gelişmiş ve hassas Azure Kinect ile çalışma yapılabilir.
- ✓ Bu çalışmada Los Angeles stili solo adım çalışmaları yapılmıştır. Kadın ve erkeğin farklı adımlama yaptığı eşli adım çalışmalarıyla ilgili çalışma yapılabilir.
- ✓ Bu çalışmada Los Angeles stili Salsa dansına odaklanmıştır. New York stili gibi başka bir salsa stiline veya Bachata gibi başka bir latin dansıyla ilgili çalışma yapılabilir.

## KAYNAKLAR

- [1] Türk Dil Kurumu Çevrimiçi Türkçe Sözlüğü : <https://sozluk.gov.tr/>.
- [2] Sönmemiş, G. İletişim Aracı Olarak Dans: Ya da dans bir iletişim şekli midir?. ARTS: Artuklu Sanat ve Beşeri Bilimler Dergisi, 2021, (5), 100-117.
- [3] Hong, J. C., Chen, M. L., & Ye, J. H. Acceptance of YouTube applied to dance learning. International Journal of Information and Education Technology, 2020, 10(1), 7-13.
- [4] Bakogianni, S., Kavakli, E., Karkou, V., & Tsakogianni, M. Teaching Traditional Dance using E-learning tools: Experience from the WebDANCE project. Proceedings of the 21st World Congress on Dance Research. 2007.
- [5] Magnenat-Thalmann, N., & Joslin, C. Learning how to Dance on the Internet. In Interface Conference, 2000, Hamburg.
- [6] Dance Dance Revolution.:  
[https://en.wikipedia.org/wiki/Dance\\_Dance\\_Revolution](https://en.wikipedia.org/wiki/Dance_Dance_Revolution)
- [7] Dance Central Spotlight.:  
[https://en.wikipedia.org/wiki/Dance\\_Central\\_Spotlight](https://en.wikipedia.org/wiki/Dance_Central_Spotlight)
- [8] Just Dance.:  
[https://en.wikipedia.org/wiki/Just\\_Dance\\_\(video\\_game\\_series\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Just_Dance_(video_game_series)).
- [9] Raheb, K. E., Stergiou, M., Katifori, A., & Ioannidis, Y. Dance interactive learning systems: A study on interaction workflow and teaching approaches. ACM Computing Surveys (CSUR), 2019, 52(3), 1-37.
- [10] Alexiadis, D. S., Kelly, P., Daras, P., O'Connor, N. E., Boubekur, T., & Moussa, M. B. Evaluating a dancer's performance using kinect-based skeleton tracking. In Proceedings of the 19th ACM international conference on Multimedia. 2011, (Bildiri Kitabı, 659-662).
- [11] Marquardt, Z., Beira, J., Em, N., Paiva, I., & Kox, S. (2012). Super Mirror: a kinect interface for ballet dancers. In CHI'12 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems, 2012, 1619-1624.
- [12] Magnenat-Thalmann, N., Protopsaltou, D., & Kavakli, E. Learning how to dance using a web 3D platform. In International Conference on Web-Based Learning, Springer, 2007, Berlin, Heidelberg, (Bildiri Kitabı, 1-12).
- [13] Wholo Dance : <http://www.wholodance.eu>
- [14] Li, Y. Dance motion capture based on data fusion algorithm and wearable sensor network. Complexity, 2021.

- [15] Stančin, S., & Tomažič, S. Recognizing Solo Jazz Dance Moves Using a Single Leg-Attached Inertial Wearable Device. *Sensors*, 2022, 22(7), 2446 s.
- [16] Kico, I., Zelníček, D., & Liarokapis, F. Assessing the Learning of Folk Dance Movements Using Immersive Virtual Reality. In 2020 24th International Conference Information Visualisation (IV), IEEE. 2020, (Bildiri Kitabı, 587-592).
- [17] Iqbal, J., & Sidhu, M. S. Acceptance of dance training system based on augmented reality and technology acceptance model (TAM). *Virtual Reality*, 2022, 26(1), 33-54.
- [18] Masurelle, A., Essid, S., & Richard, G. Multimodal classification of dance movements using body joint trajectories and step sounds. In 2013 14th international workshop on image analysis for multimedia interactive services (WIAMIS), IEEE. 2013, (Bildiri Kitabı, 659-662).
- [19] Karavarsamis, S., Ververidis, D., Chantas, G., Nikolopoulos, S., & Kompatsiaris, Y. Classifying Salsa dance steps from skeletal poses. In 2016 14th International Workshop on Content-Based Multimedia Indexing (CBMI), IEEE. 2016, (Bildiri Özet, 1-6).
- [20] 3DLife/Huawei ACM MM Grand Challenge: <https://perso.telecom-paristech.fr/essid/3dlife-gc-11/>
- [21] Essid, S., Lin, X., Gowing, M., Kordelas, G., Aksay, A., Kelly, et al. A multi-modal dance corpus for research into interaction between humans in virtual environments. *Journal on Multimodal User Interfaces*, 2013, 7(1), 157-170.
- [22] Latin Dance: [https://en.wikipedia.org/wiki/Latin\\_dance](https://en.wikipedia.org/wiki/Latin_dance)
- [23] Salsa (Dance).: [https://en.wikipedia.org/wiki/Salsa\\_\(dance\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Salsa_(dance))
- [24] Türkiye Dans Sporları Federasyonu.: <http://www.tdsf.gov.tr/>
- [25] Kinect: <https://en.wikipedia.org/wiki/Kinect>
- [26] Lun, R., & Zhao, W. A survey of applications and human motion recognition with microsoft kinect. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2015, 29(05), 1555008.
- [27] Azure Kinect SDK: <https://azure.microsoft.com/tr-tr/services/kinect-dk/>
- [28] Tölgyessy, M., Dekan, M., & Chovanec, L. Skeleton tracking accuracy and precision evaluation of Kinect V1, Kinect V2, and the azure kinect. *Applied Sciences*, 2021, 11(12), 5756.

- [29] Lachat, E., Macher, H., Landes, T., & Grussenmeyer, P. . Assessment and calibration of a RGB-D camera (Kinect v2 Sensor) towards a potential use for close-range 3D modeling. *Remote Sensing*, 2015, 7(10), 13070-13097.
- [30] Corti, A., Giancola, S., Mainetti, G., & Sala, R. A metrological characterization of the Kinect V2 time-of-flight camera. *Robotics and Autonomous Systems*, 2016, 75, 584-594.
- [31] Samir, M., Golkar, E., & Rahni, A. A. A. Comparison between the Kinect™ V1 and Kinect™ V2 for respiratory motion tracking. In 2015 IEEE International Conference on Signal and Image Processing Applications (ICSIPA), IEEE. 2015, (Bildiri Kitabı, 150-155.)
- [32] Raptis, M., Kirovski, D., & Hoppe, H. Real-time classification of dance gestures from skeleton animation. In Proceedings of the 2011 ACM SIGGRAPH/Eurographics symposium on computer animation, 2011, (Bildiri Kitabı, 147-156).
- [33] Marquardt, Z., Beira, J., Em, N., Paiva, I., & Kox, S. Super Mirror: a kinect interface for ballet dancers. In CHI'12 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems. 2012, 1619-1624.
- [34] Ho, C., Tsai, W. T., Lin, K. S., & Chen, H. H. Extraction and alignment evaluation of motion beats for street dance. In 2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, IEEE. 2013 (Bildiri Kitabı, 2429-2433).
- [35] Huang, T. C., Cheng, Y. C., & Chiang, C. C. Automatic dancing assessment using Kinect. In *Advances in Intelligent Systems and Applications*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2013, 2, (Bildiri Kitabı, 511-520).
- [36] Saha, S., Ghosh, S., Konar, A., & Janarthanan, R. Identification of Odissi dance video using Kinect sensor. In 2013 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics, (ICACCI), IEEE. 2013, (Bildiri Kitabı, 1837-1842).
- [37] Kitsikidis, A., Dimitropoulos, K., Douka, S., & Grammalidis, N. Dance analysis using multiple kinect sensors. In 2014 international conference on computer vision theory and applications (VISAPP), IEEE. 2014, 2, (Bildiri Kitabı, 789-795).
- [38] Anbarsanti, N., & Prihatmanto, A. S. Dance modelling, learning and recognition system of aceh traditional dance based on hidden Markov model. In 2014 International Conference on Information Technology Systems and Innovation (ICITSI), IEEE. 2014, (Bildiri Kitabı, 86-92).
- [39] Kyan, M., Sun, G., Li, H., Zhong, L., Muneesawang, P., Dong, N., ... & Guan, L. An approach to ballet dance training through MS kinect and

visualization in a cave virtual reality environment. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, 2015, 6(2), 1-37.

- [40] Ramadijanti, N., Fahrul, H. F., & Pangestu, D. M. Basic dance pose applications using kinect technology. In *2016 International Conference on Knowledge Creation and Intelligent Computing (KCIC)*, IEEE. 2016, (Bildiri Kitabı, 194-200).
- [41] Protopapadakis, E., Voulodimos, A., Doulamis, A., & Camarinopoulos, S. A Study on the Use of Kinect Sensor in Traditional Folk Dances Recognition via Posture Analysis. In *Proceedings of the 10th International Conference on Pervasive Technologies Related to Assistive Environments*, 2017, (Bildiri Kitabı, 305-310).
- [42] Kim, D., Kim, D. H., & Kwak, K. C. Classification of K-Pop dance movements based on skeleton information obtained by a kinect sensor. *Sensors*, 2017, 17(6), 1261.
- [43] Bakalos, N., Protopapadakis, E., Doulamis, A., & Doulamis, N. Dance posture/steps classification using 3D joints from the kinect sensors. In *2018 IEEE 16th Intl Conf on Dependable, Autonomic and Secure Computing, 16th Intl Conf on Pervasive Intelligence and Computing, 4th Intl Conf on Big Data Intelligence and Computing and Cyber Science and Technology Congress*, IEEE. 2018, (Bildiri Kitabı, 868-873)
- [44] Bhuyan, H., Roy, M., & Das, P. P. Motion classification in Bharatanatyam dance. In *National Conference on Computer Vision, Pattern Recognition, Image Processing, and Graphics*, Springer, Singapore, 2019, (Bildiri Kitabı, 408-417).
- [45] Dyatmika, N. N. S. A. A., Junaedi, D., & Effendy, V. User Interface Design of Learning Applications for Balinese Traditional Dance using Goal-Directed. In *2020 8th International Conference on Information and Communication Technology (ICoICT)*, IEEE. 2020, (Bildiri Özeti, 1-6).
- [46] Limmanee, A., & Buranasuk, S. Perception-Driven Ballet Gesture Recognition and Evaluation System Using Kinect. In *2021 IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques*, IEEE. (IST) 2021,(Bildiri Özeti, 1-6).
- [47] Gau, M. L., Ting, H. Y., Ting, J. T. W., Peter, M., & Ibrahim, K. (2022). Sarawak Traditional Dance Motion Analysis and Comparison using Microsoft Kinect V2. *Green Intelligent Systems and Applications*, 2(1), 42-52.
- [48] Gowing, M., Kell, P., O'Connor, N. E., Concolato, C., Essid, S., Lefevre, J., ... & Zhang, Q. Enhanced visualisation of dance performance from automatically synchronised multimodal recordings. In *Proceedings of the 19th ACM international conference on Multimedia*, 2011,(Bildiri Kitabı, 667-670).

- [49] Essid, S., Alexiadis, D., Tournemene, R., Gowing, M., Kelly, P., Monaghan, D., ... & O'Connor, N. E. An advanced virtual dance performance evaluator. In 2012 IEEE international conference on acoustics, speech and signal processing (ICASSP), IEEE. 2012, (Bildiri Kitabı, 2269-2272).
- [50] Liutkus, A., Drémeau, A., Alexiadis, D., Essid, S., & Daras, P. Analysis of dance movements using Gaussian processes. In Proceedings of the 20th ACM international conference on Multimedia, 2012, (Bildiri Kitabı, 1375-1376).
- [51] Drémeau, A., & Essid, S. Probabilistic dance performance alignment by fusion of multimodal features. In 2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing , IEEE. 2013,(Bildiri Kitabı, 3642-3646).
- [52] Özcimder, K., Kong, Z., Wang, S., & Baillieull, J. Perceiving artistic expression: a formal exploration of performance art salsa. IEEE Access, 2018, 6, (Bildiri Kitabı, 61867-61875).
- [53] Grammatikopoulou, A., Laraba, S., Sahbenderoglu, O., Dimitropoulos, K., Douka, S., & Grammalidis, N. An adaptive framework for the creation of exergames for intangible cultural heritage (ICH) education. Journal of Computers in Education, 2019, 6(3), 417-450.
- [54] Kirakosian, S., Maravelakis, E., & Mania, K. Immersive simulation and training of person-to-3d character dance in real-time. In 2019 11th International Conference on Virtual Worlds and Games for Serious Applications (VS-Games), IEEE. 2019, (Bildiri Özeti, 1-4).
- [55] Romano, G., Schneider, J., & Drachsler, H. Dancing Salsa with Machines—Filling the Gap of Dancing Learning Solutions. Sensors, 2019, 19(17), 3661.
- [56] Kinect for Windows Runtime 2.0.: <https://www.microsoft.com/en-us/download/details.aspx?id=44559>.
- [57] Xbox Development Kit.: <https://www.amazon.ae/Kinect-Adapter-Power-Windows-Development/dp/B094ZMX6WC>.
- [58] Khoshelham, K. Accuracy analysis of kinect depth data. In ISPRS workshop laser scanning , 2011, 38(1).
- [59] Human Activity Recognition Simulink Model for Smartphone Deployment: <https://www.mathworks.com/help/stats/human-activity-recognition-simulink-model-for-deployment.html>

- [60] ClassificationLearner:  
<https://www.mathworks.com/help/stats/classificationlearner-app.html>
- [61] Cortes, C. and Vapnik, V., “Support vector networks”, Machine Learning, 1995 20:273–297.
- [62] Harrington, P., Machine Learning in Action, 1st Edition, Manning Publications Shelter Island, 2012, NY, ISBN : 978-1-61729-018-3.
- [63] Taşcı, E., & Onan, A. K-en yakın komşu algoritması parametrelerinin sınıflandırma performansı üzerine etkisinin incelenmesi. Akademik Bilişim, 2016, 1(1), 4-18.
- [64] What is a Decision Tree: <https://www.ibm.com/topics/decision-trees>
- [65] Decisiontreelearning:  
[https://en.wikipedia.org/wiki/Decision\\_tree\\_learning](https://en.wikipedia.org/wiki/Decision_tree_learning)
- [66] Mishra, P. K., Yadav, A., & Pazoki, M. A novel fault classification scheme for series capacitor compensated transmission line based on bagged tree ensemble classifier. IEEE Access, 2018, 6, 27373-27382.
- [67] Rish, I. An empirical study of the naive Bayes classifier. In IJCAI 2001 workshop on empirical methods in artificial intelligence, 2001, 3(22), (Bildiri Özeti, 41-46).
- [68] Murphy, K. P. . Naive bayes classifiers. University of British Columbia, 2006, 18(60), 1-8.
- [69] Refaeilzadeh, P., Tang, L., & Liu, H. Cross-validation. Encyclopedia of database systems, 2009, 5, 532-538.
- [70] Abdullah, A. L. A. N., & KARABATAK, M. Veri Seti-Sınıflandırma İlişkisinde Performansa Etki Eden Faktörlerin Değerlendirilmesi. Fırat Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi, 2020, 32(2), 531-540.
- [71] Gunawardana, A., & Shani, G. A survey of accuracy evaluation metrics of recommendation tasks. Journal of Machine Learning Research, 2009, 10(12).
- [72] Davis, J., & Goadrich, M.). The relationship between Precision-Recall and ROC curves. In Proceedings of the 23rd international conference on Machine learning, 2006, (Bildiri Kitabı, 233-240).
- [73] Korotcov, A., Tkachenko, V., Russo, D. P., & Ekins, S. Comparison of deep learning with multiple machine learning methods and metrics using diverse drug discovery data sets. Molecular pharmaceutics, 2017, 14(12), 4462-4475.

- [74] Yadav, S., & Shukla, S. Analysis of k-fold cross-validation over hold-out validation on colossal datasets for quality classification. In 2016 IEEE 6th International conference on advanced computing (IACC), IEEE. 2016, (Bildiri Kitabı, 78-83).

