



**MAKİNE ÖĞRENMESİ İLE BASKETBOLDA
POZİSYONA DAYALI KÜMELEME**

Yüksek Lisans Tezi

Mehmet Çağrı KUL

Eskişehir 2025

**MAKİNE ÖĞRENMESİ İLE BASKETBOLDA POZİSYONA DAYALI
KÜMELEME**

Mehmet Çağrı KUL

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Bilgisayar Yazılımı Bilim Dalı

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Zeynep BATMAZ

Eskişehir

Eskişehir Teknik Üniversitesi

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü

Kasım 2025

JÜRİ VE ENSTİTÜ ONAYI

Mehmet Çağrı KUL'un MAKİNE ÖĞRENMESİ İLE BASKETBOLDA POZİSYONA DAYALI KÜMELEME başlıklı çalışması 20/11/2025 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından değerlendirilerek "Eskişehir Teknik Üniversitesi Lisansüstü Eğitim-Öğretim ve Sınav Yönetmeliği'nin ilgili maddeleri uyarınca, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim dalında Yüksek Lisans Tezi olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

Unvan Adı Soyadı

İmza

Üye

: Dr. Öğr. Üyesi Zeynep BATMAZ

Üye

: Doç. Dr. Mehmet KOÇ

Üye

: Dr. Öğr. Üyesi Savaş OKYAY

Prof. Dr. Harun BÖCÜK

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Müdürü

20/11/2025

DANIřMAN ONAYI

Daniřmanlıęını yrttęm Yksek Lisans ęrencisi Mehmet aęrı KUL, MAKİNE ęRENMESİ İLE BASKETBOLDA POZİSYONA DAYALI KMELEME bařlıklı tez alıřmasını tamamlamıřtır. Hazırlamıř olduęu tez tarafımca incelenmiř ve ęrencinin tez savunma sınavına alınması bilimsel ve etik aıdan uygun grlmřtir.

Tez Daniřmanı

Dr. ęr. yesi Zeynep BATMAZ

ÖZET

MAKİNE ÖĞRENMESİ İLE BASKETBOLDA POZİSYONA DAYALI KÜMELEME

Mehmet Çağrı KUL

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Bilgisayar Yazılımı Bilim Dalı

Eskişehir Teknik Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Kasım 2025

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Zeynep BATMAZ

Modern basketbolda, geleneksel beş pozisyonlu sınıflandırma sistemi oyun yapısının temelini oluştursa da zamanla gelişen pozisyon içi oyuncu çeşitliliğini ve farklı oyun tarzlarını kapsamlı bir şekilde karakterize etmekte yetersiz kalabilmektedir. Bu tez çalışması; oyun kurucu (PG), şutör gard (SG), kısa forvet (SF), uzun forvet (PF) ve pivot (C) geleneksel pozisyonlarını dikkate alarak oyuncuların gelişmiş istatistiksel ölçütler ve beşli kadro verileriyle analiz eden bir pozisyona dayalı kümeleme yöntemi önermektedir. NBA analiz literatüründe yeterince incelenmemiş bir yöntem olan İkiye Ayıran K-ortalamlar algoritması kullanılarak, 2007-2024 yılları arasındaki 15 sezonluk veriler doğrultusunda, her pozisyon için normalleştirilmiş gelişmiş istatistiklerle oyuncu kümeleri oluşturulmuştur. Küme sayılarının belirlenmesinde 28 farklı küme geçerlilik indeksi birlikte değerlendirilerek en uygun küme sayıları belirlenmiştir. Çalışma, sadece oyuncuların kümelenmesini değil, aynı zamanda bu kümelerin beşli kadro metrikleri üzerindeki etkilerini de analiz ederek farklı oyuncu tiplerinin takım stratejisine nasıl katkı sağladığını ortaya koymaktadır. Ayrıca İkiye Ayıran K-ortalamlar algoritmasının efektifliği, literatürde daha yaygın olarak kullanılan Hiyerarşik Kümeleme algoritması ile kıyaslanmıştır. Bu tez, yorumlanabilir ve uygulanabilir bir pozisyona dayalı kümeleme yaklaşımı sunarak farklı oyuncu profillerini belirlemek ve bu oyuncu profillerinin takım yapısına etkisini daha iyi anlamak adına spor analitiği alanına katkı sağlamaktadır.

Anahtar Sözcükler: Basketbol pozisyonları, Makine öğrenmesi, Kümeleme, İkiye ayıran k-ortalamlar, Beşli kadro analizi

ABSTRACT
**POSITION BASED CLUSTERING IN BASKETBALL WITH MACHINE
LEARNING**

Mehmet Çağrı KUL

Department of Computer Engineering

Programme in Computer Software

Eskişehir Technical University, Institute of Graduate Programs, November 2025

Supervisor: Asst. Prof. Dr. Zeynep BATMAZ

In modern basketball, although the traditional five-position classification system forms the foundation of the game structure, it has become insufficient to comprehensively characterize the growing diversity of players within positions and the variety of playing styles that have evolved over time. This thesis proposes a position-based clustering method that analyzes players using advanced statistical metrics and five-man lineup data, while considering the traditional positions of point guard (PG), shooting guard (SG), small forward (SF), power forward (PF), and center (C). By employing the Bisecting K-means algorithm, which has been relatively underexplored in the NBA analytics literature, player clusters were formed for each position based on normalized advanced statistics covering 15 seasons from 2007 to 2024. To determine the number of clusters, 28 different cluster validity indices were jointly evaluated to identify the most optimal cluster configurations. Beyond clustering players, the study also examines how these clusters influence five-man lineup metrics, thereby revealing how different player types contribute to team strategies. Furthermore, the effectiveness of the Bisecting K-means algorithm is compared with the more commonly used Hierarchical Clustering method. This thesis contributes to the field of sports analytics by presenting an interpretable and applicable position-based clustering approach aimed at identifying diverse player profiles and better understanding their impact on team composition.

Keywords: Basketball positions, Machine learning, Clustering, Bisecting k-means, Five-man lineup analysis

TEŞEKKÜR

Tez çalışmam sürecinde fikir ve görüşlerime değer veren, bilgi ve tecrübelerini benimle düzenli olarak paylaşan, yol gösteren ve her koşulda desteğini esirgemeyen danışman hocam Sayın Dr. Öğr. Üyesi Zeynep BATMAZ'a değerli katkılarından dolayı teşekkür ederim. Benzer alanda yürüttüğü çalışmasıyla tezime önemli ölçüde katkı sağlayan, tüm sorularımı içtenlikle yanıtlayan Sayın Arş. Gör. Dr. Eyüp Anıl DUMAN'a teşekkür ederim. Ayrıca, tez savunma jüri üyelerim Sayın Doç. Dr. Mehmet KOÇ ve Sayın Dr. Öğr. Üyesi Savaş OKYAY'a, yapıcı öneri ve yorumlarıyla çalışmama değer kattıkları için teşekkürlerimi sunarım.

Yoğun iş temposu içerisinde sürdürdüğüm bu süreçte her daim yanımda olan, ilk öğretmenlerim sevgili annem Hatice KUL, babam Öğr. Gör. Namık KUL ve ablam Ayşenur KUL'a, bana duydukları inancı hiçbir zaman kaybetmeden en zor anlarımda bile desteklerini hissettirdikleri için sevgi, saygı ve şükranlarımı sunarım.

Mehmet Çağrı KUL

ETİK İLKE VE KURALLARA UYGUNLUK BEYANNAMESİ

Bu tezin bana ait, özgün bir çalışma olduğunu; çalışmamın hazırlık, veri toplama, analiz ve bilgilerin sunumu olmak üzere tüm aşamalarında bilimsel etik ve kurallara uygun davrandığımı; bu çalışma kapsamında elde edilen tüm veri ve bilgiler için kaynak gösterdiğimi ve bu kaynaklara kaynakçada yer verdiğimi; bu çalışmanın Eskişehir Teknik Üniversitesi tarafından kullanılan “bilimsel intihal tespit programı”yla tarandığını ve hiçbir şekilde “intihal içermediğini” beyan ederim. Herhangi bir zamanda, çalışmamla ilgili yaptığım bu beyana aykırı bir durumun saptanması durumunda, ortaya çıkacak tüm ahlaki ve hukuki sonuçları kabul ettiğimi bildiririm.

Mehmet Çağrı KUL

İÇİNDEKİLER

Sayfa

BAŞLIK SAYFASI	I
JÜRİ VE ENSTİTÜ ONAYI.....	II
DANIŞMAN ONAYI	III
ÖZET	IV
ABSTRACT.....	V
TEŞEKKÜR	VI
ETİK İLKE VE KURALLARA UYGUNLUK BEYANNAMESİ.....	VII
İÇİNDEKİLER	VIII
TABLolar DİZİNİ	X
GÖRSELLER DİZİNİ	XII
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	XIII
1. GİRİŞ	1
1.1. Basketbol Oyunu	1
1.2. National Basketball Association	2
1.3. Basketbol Pozisyonları.....	2
1.3.1. Oyun kurucu (PG).....	3
1.3.2. Şutör gard (SG)	3
1.3.3. Kısa forvet (SF).....	4
1.3.4. Uzun forvet (PF)	4
1.3.5. Pivot (C).....	4
1.4. Basketbol İstatistikleri.....	5
1.4.1. Gelişmiş istatistik metrikleri	5
1.4.1.1. Gelişmiş bireysel oyuncu istatistik metrikleri	6
1.4.1.2. Gelişmiş kadro istatistik metrikleri	7
1.4.2. Şut istatistik metrikleri	9
1.5. Pozisyon Kümelemesinin Önemi ve Kümelemeyle İlgili Çalışmalar	10
1.6. Tezin Amacı ve Katkıları	11

2. İLGİLİ ÇALIŞMALAR.....	13
3. ÖNERİLEN BASKETBOLDA POZİSYONA DAYALI KÜMELEME	
YAKLAŞIMI.....	19
3.1. Veri Seti ve Ön İşleme	20
3.2. Optimum Küme Sayılarının Belirlenmesi	22
3.3. İkiye Ayıran K-ortalamlar Algoritması	27
3.4. Kümelerin Oyuncu İstatistik Metrikleri Üzerinden İsimlendirilmesi	30
3.4.1 PG kümeleri	31
3.4.2 SG kümeleri	34
3.4.3 SF kümeleri	38
3.4.4 PF kümeleri.....	42
3.4.5 C kümeleri.....	46
4. KÜME ANALİZİ SONUÇLARI.....	50
4.1. Kümelerin Bulunduğu Kadroların Kazanma ve Fark Atma Oranlarına Göre İncelenmesi.....	50
4.2. Kümelerin Beşli Kadro Performansı Üzerindeki Etkisi.....	53
4.2.1. PG kümelerinin etkileri	53
4.2.2. SG kümelerinin etkileri.....	56
4.2.3. SF kümelerinin etkileri	58
4.2.4. PF kümelerinin etkileri.....	61
4.2.5. C kümelerinin etkileri	64
4.3. Kümeleme Algoritmalarının Karşılaştırılması	66
5. DEĞERLENDİRME VE GELECEKTEKİ ÇALIŞMALAR.....	71
KAYNAKÇA.....	72
ÖZGEÇMİŞ	

TABLÖLAR DİZİNİ

Sayfa

Tablo 1.1. Gelişmiş bireysel oyuncu istatistik metrikleri	7
Tablo 1.2. Gelişmiş kadro istatistik metrikleri.....	8
Tablo 1.3. Şut istatistik metrikleri.....	9
Tablo 2.1. Oyuncu kümelemesi ile ilgili çalışmaların literatür tarama özeti	13
Tablo 3.1. PG veri seti kesiti.....	21
Tablo 3.2. Kadro veri seti kesiti	21
Tablo 3.3. Kullanılan küme geçerlilik indeksleri (Charrad vd., 2014)	22
Tablo 3.4. Küme geçerlilik indekslerinin hesaplanılmasında kullanılan değişkenler	24
Tablo 3.5. Küme geçerlilik indekslerine göre pozisyonların ideal küme sayıları.....	26
Tablo 3.6. BKM algoritmasının sözde kodu (Banerjee vd., 2015)	29
Tablo 3.7. PG kümelerinin gelişmiş oyuncu ve şut istatistik metrikleri ortalamaları	31
Tablo 3.8. SG kümelerinin gelişmiş oyuncu ve şut istatistik metrikleri ortalamaları	35
Tablo 3.9. SF kümelerinin gelişmiş oyuncu ve şut istatistik metrikleri ortalamaları	39
Tablo 3.10. PF kümelerinin gelişmiş oyuncu ve şut istatistik metrikleri ortalamaları	43
Tablo 3.11. C kümelerinin gelişmiş oyuncu ve şut istatistik metrikleri ortalamaları	46
Tablo 4.1. Oyuncu kümelerinin beşli kadrolar üzerindeki etkileri ve istatistikleri.....	52
Tablo 4.2. BKM ve HK algoritmalarının Silhouette skorları ve en yüksek skorlu önerilen küme sayıları.....	67
Tablo 4.3. BKM ve HK algoritmalarının en başarılı pozisyon kümeleri üzerinden karşılaştırılması.....	68
Tablo 4.4. BKM ve HK algoritmalarının en başarılı ikili küme kombinasyonları üzerinden kıyaslaması.....	69

Tablo 4.5. BKM ve HK algoritmalarının en başarılı üçlü küme kombinasyonları üzerinden kıyaslaması.....	70
--	----



GÖRSELLER DİZİNİ

Sayfa

Görsel 1.1. Basketbol sahası ve ölçüleri	1
Görsel 1.2. Basketbol pozisyonları	3
Görsel 3.1. Geliştirilen yöntemin temel yapısı.....	19
Görsel 3.2. Oyuncu kümeleri ve küme başına içerdikleri oyuncu sayıları	30
Görsel 3.3. PG ortalamalarının ve kümelerinin radar grafiği.....	34
Görsel 3.4. SG ortalamalarının ve kümelerinin radar grafiği.....	38
Görsel 3.5. SF ortalamalarının ve kümelerinin radar grafiği	42
Görsel 3.6. PF ortalamalarının ve kümelerinin radar grafiği	45
Görsel 3.7. C ortalamalarının ve kümelerinin radar grafiği	49
Görsel 4.1. PG kümelerinin beşli kadroların oyun tarzları üzerindeki etkisini gösteren ısı haritası grafiği.....	55
Görsel 4.2. PG kümelerinin beşli kadroların ortalamalarına göre farklarını gösteren radar grafiği	55
Görsel 4.3. SG kümelerinin beşli kadroların oyun tarzları üzerindeki etkisini gösteren ısı haritası grafiği.....	57
Görsel 4.4. SG kümelerinin beşli kadroların ortalamalarına göre farklarını gösteren radar grafiği	58
Görsel 4.5. SF kümelerinin beşli kadroların oyun tarzları üzerindeki etkisini gösteren ısı haritası grafiği.....	60
Görsel 4.6. SF kümelerinin beşli kadroların ortalamalarına göre farklarını gösteren radar grafiği	61
Görsel 4.7. PF kümelerinin beşli kadroların oyun tarzları üzerindeki etkisini gösteren ısı haritası grafiği.....	63
Görsel 4.8. PF kümelerinin beşli kadroların ortalamalarına göre farklarını gösteren radar grafiği	63
Görsel 4.9. C kümelerinin beşli kadroların oyun tarzı üzerindeki etkisini gösteren ısı haritası grafiği.....	65
Görsel 4.10. C kümelerinin beşli kadroların ortalamalarına göre farklarını gösteren radar grafiği	66

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

%0-3ft	: Potaya 0-3 Fit Mesafeden Yapılan Şut Denemeleri Yüzdesi (Percentage Of Shot Attempts Made From 0-3 Feet Away From The Basket)
%10-16ft	: Potaya 10-16 Fit Mesafeden Yapılan Şut Denemeleri Yüzdesi (Percentage Of Shot Attempts Made From 10-16 Feet Away From The Basket)
%16ft-3P	: Potaya 16 Fit - Üçlük Çizgisi Arasındaki Mesafeden Yapılan Şut Denemeleri Yüzdesi (Percentage Of Shot Attempts Made From 16 Feet To The Basket - 3-Point Line)
%3-10ft	: Potaya 3-10 Fit Mesafeden Yapılan Şut Denemeleri Yüzdesi (Percentage Of Shot Attempts Made From 3-10 Feet From The Basket)
%Assisted2P	: Takım Arkadaşının Pası İle Atılan 2 Sayılık Şut Denemeleri Yüzdesi (Percentage Of 2-point Field Goal Attempts Made From A Teammate's Pass)
3P%	: Üç Sayılık Atış Denemesi Yüzdesi (Three Point Shot Attempt Percentage)
3PA	: Üç Sayılık Şut Denemesi (Three Point Shot Attempt)
3PAr	: Üçlük Deneme Oranı (Three Point Attempt Rate)
3PM	: Başarılı Üç Sayılık Şut Denemesi (3 Point Field Goals Made)
AST	: Asist (Assist)
AST%	: Asist Yüzdesi (Assist Percentage)
BAA	: Amerika Basketbol Birliği (Basketball Association of America)
BKM	: İkiye Ayıran K-Ortalamlar (Bisecting K-means)
BLK	: Blok (Block)
BLK%	: Blok Yüzdesi (Block Percentage)
C	: Pivot (Center)

CD-KM	: Topluluk Tespiti K-Ortalamalar (Community Detection K-Means)
CVI	: Küme Geçerlilik İndeksi (Cluster Validity Index)
DBSCAN	: Gürültülü Uygulamaların Yoğunluk Tabanlı Uzamsal Kümelenmesi (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise)
DEFRTG	: Savunma Reytingi (Defensive Rating)
DRB%	: Savunma Ribaundu Yüzdesi (Defensive Rebound Percentage)
DREB	: Savunma Ribaundu (Defensive Rebound)
EFG%	: Efektif Şut Denemesi Yüzdesi (Effective Field Goal Percentage)
EM	: Beklenti Maksimizasyon (Expectation Maximization)
FG%	: Şut Denemesi Yüzdesi (Field Goal Percentage)
FGA	: Şut Denemesi (Field Goal Attempt)
FGM	: Başarılı Şut Denemesi (Field Goal Made)
Ft.	: Fit (Feet)
FT%	: Serbest Atış Yüzdesi (Free Throws Percentage)
FTA	: Serbest Atış Denemesi (Free Throws Attempted)
FTM	: Başarılı Serbest Atış Denemesi (Free Throws Made)
FTr	: Serbest Atış Oranı (Free Throw Rate)
G	: Oynanan Maçlar (Games)
GMM	: Gauss Karışım Modeli (Gaussian Mixture Model)
HK	: Hierarchical Clustering (Hiyerarşik Kümeleme)
MP	: Oynanan Dakika (Minutes Played)

Min-Max	: Minimum-Maksimum Normalizasyonu (Minimum-Maximum Normalization)
NBA	: Ulusal Basketbol Birliđi (National Basketball Association)
NBL	: Ulusal Basketbol Ligi (National Basketball League)
NETRTG	: Net Reyting (Net Rating)
OFFRTG	: Hücüm Reytingi (Offensive Rating)
ORB%	: Hücüm Ribaundu Yüzdesi (Offensive Rebound Percentage)
OREB	: Hücüm Ribaundu (Offensive Rebound)
PACE	: Oyun Hızı (Pace)
PCA	: Temel Bileşen Analizi (Principal Component Analysis)
PDDP	: Temel Yön Bölücü Bölümlendirme (Principal Direction Divisive Partitioning)
PER	: Oyuncu Verimlilik Reytingi (Player Efficiency Rating)
PF	: Uzun Forvet (Power Forward)
PG	: Oyun Kurucu (Point Guard)
PIE	: Oyuncu Etki Tahmini (Player Impact Estimate)
PTS	: Sayı (Points)
REB	: Ribaunt (Rebound)
RF	: Rastgele Orman (Random Forest)
SF	: Kısa Forvet (Small Forward)
SG	: Şutör Gard (Shooting Guard)
SOM	: Kendini Düzenleyen Haritalar (Self-Organizing Maps)

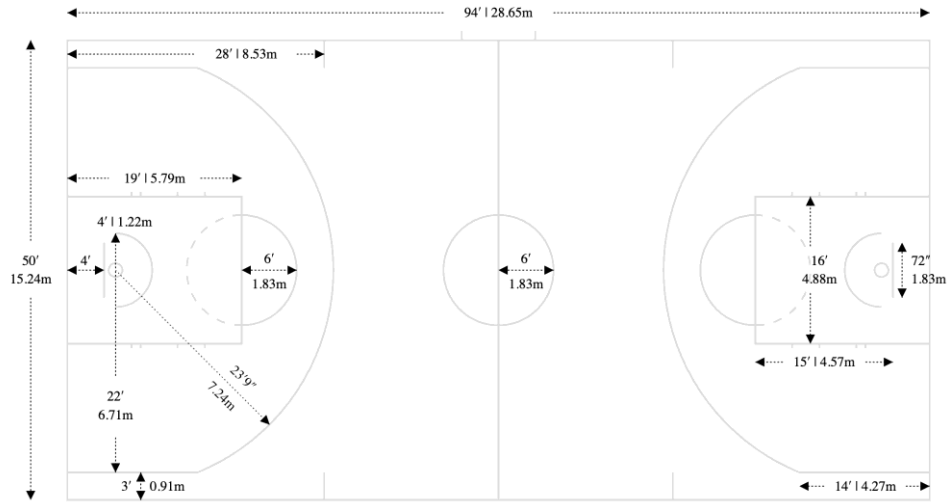
SSE	: Kare Hatalar Toplamı (Sum of Squared Errors)
STL	: Top Çalma (Steals)
STL%	: Top Çalma Yüzdesi (Steals Percentage)
SVM	: Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machine)
TDA	: Topolojik Veri Analizi (Topological Data Analysis)
TOV	: Top Kaybı (Turnovers)
TOV%	: Top Kaybı Yüzdesi (Turnover Percentage)
TS%	: Gerçek Şut Yüzdesi (True Shooting Percentage)
USG%	: Top Kullanma Yüzdesi (Usage Percentage)

1. GİRİŞ

1.1. Basketbol Oyunu

Basketbol, 1891 yılında Amerika Birleşik Devletleri'nde (ABD) Dr. James A. Naismith tarafından geliştirilen ve zamanla küresel ölçekte yaygınlık kazanan bir takım sporudur. İsmi İngilizce “basket” (sepet) ve “ball” (top) kelimelerinin birleşiminden alan bu oyun, beşer kişiden oluşan iki takım arasında oynanır. Temel amaç, topu rakip potadan geçirerek sayı üretmek ve karşı takımdan daha fazla sayıya ulaşmaktır.

Maçlar dikdörtgen biçiminde bir sahada oynanır (Bakınız Görsel 1.1.). Maç süresi 12 dakikalık dört periyottan oluşur. Beraberlik durumunda 5 dakikalık uzatma periyotları oynanır. Her takım sahada 5 oyuncu ile yer alır ve oyun durduğunda yedek oyuncularla sınırsız değişiklik yapılabilir. Basketbol oyun kurallarının detaylarına en büyük profesyonel basketbol liglerinden biri olan NBA'in¹ (National Basketball Association) resmî kural kitabı üzerinden ulaşmak mümkündür.



Görsel 1.1. Basketbol sahası ve ölçüleri²

¹ [NBA Official Website, Rulebook](#)

² [The Hoops Geek, Basketball Court Dimensions](#)

1.2. National Basketball Association

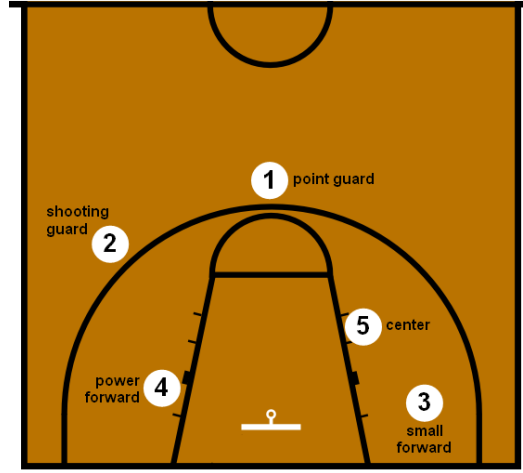
National Basketball Association (NBA), basketboldaki en üst seviyeyi temsil eder (Jin, 2021). NBA'in temelleri 6 Haziran 1946 tarihinde, Basketball Association of America (BAA) adıyla atılmıştır. 1949 yılında BAA ile rakip lig olan National Basketball League (NBL) birleşmiş ve bu birleşmenin sonucunda bugünkü adıyla NBA ortaya çıkmıştır. Lig, başlangıçta yalnızca birkaç takımdan oluşurken, zamanla ABD'nin çeşitli şehirlerine yayılarak 30 takımlı bir yapıya ulaşmıştır. Bu takımların 29'u ABD'de, biri ise Kanada'da (Toronto Raptors) yer almaktadır.

NBA'in tarihsel gelişimi boyunca birçok dönüm noktası yaşanmıştır. 1980'li yıllar, Larry Bird ve Magic Johnson gibi yıldızların rekabetiyle ligin popüleritesinin artmaya başladığı yıllar olurken; 1990'lı yıllarda Michael Jordan'ın önderliğinde Chicago Bulls'un elde ettiği başarılar sayesinde NBA küresel bir marka hâline gelmiştir. 2000'li yıllarda Kobe Bryant, Tim Duncan ve LeBron James gibi oyuncuların ön plana çıkmasıyla birlikte lig, hem sportif kalite hem de medya gücü açısından büyümeye devam etmiştir.

NBA, zamanla sadece Amerika kıtasıyla sınırlı kalmamış; Avrupa, Asya ve Afrika başta olmak üzere pek çok kıtada izlenir hâle gelmiştir. Lig bünyesindeki oyuncular arasında birçok farklı milletten basketbolcunun yer alması, NBA'in uluslararası kimliğini pekiştiren önemli bir unsurdur. Ayrıca NBA; oyun kuralları, saha standartları ve oyuncu gelişim modelleri açısından da diğer ülke liglerine örnek teşkil etmektedir.

1.3. Basketbol Pozisyonları

Basketbolda sahadaki beş oyuncu, görev dağılımı ve fiziksel özelliklerine göre farklı pozisyonlarda sınıflandırılır. Bu pozisyonlar, takım içi rol paylaşımını dengelemek ve oyunun stratejik yapısını şekillendirmek amacı ile oluşturulmuştur. Geleneksel olarak her beşli kadro; bir oyun kurucu (Point Guard - PG), bir şutör gard (Shooting Guard - SG), bir kısa forvet (Small Forward - SF), bir uzun forvet (Power Forward - PF), ve bir pivot (Center - C) oyuncu ile sahada yer alır (Bakınız Görsel 1.2.) (Trninić ve Dizdar, 2000).



Görsel 1.2. Basketbol pozisyonları³

1.3.1. Oyun kurucu (PG)

Oyun kurucu (PG), takımın hücum yönünü belirleyen ve topun kontrolünü sağlayan oyuncudur. Hücumların başlatılmasında aktif rol alır ve genellikle karar verici konumundadır. Takım arkadaşlarının sahada doğru konumlanmasına yardımcı olur ve pas dağılımını yönetir. Bu pozisyonda oynayan oyuncuların top hakimiyetinin yüksek, çevik ve oyun görüşünün gelişmiş olması beklenir. Oyunun temposunu ayarlamak ve takımın hücum ritmini sağlamak, PG'lerin temel sorumlulukları arasında yer alır (Rose, 2012). Bu pozisyona aktif örnek olarak Stephen Curry (Golden State Warriors) ve Luka Doncic (Los Angeles Lakers) gibi oyuncular gösterilebilir.

1.3.2. Şutör gard (SG)

Şutör gard (SG), hücumda skor üretme sorumluluğu taşıyan pozisyonudur. Özellikle dış şut tehdidiyle savunmaları genişletir ve takımın hücum alanını açar. Bu pozisyondaki oyuncuların hem sabit pozisyondan hem de topu yere vurarak pozisyon hazırlayarak şut üretebilmeleri beklenir. Genellikle hızlı ve teknik özellikleri öne çıkan oyuncular bu rolde yer alır. SG'ler, PG ile birlikte dış sahada konumlanır ve ikili oyunlarda aktif rol oynar (Rose, 2012). Bu pozisyona aktif örnek olarak Anthony Edwards (Minnesota Timberwolves) ve Devin Booker (Phoenix Suns) gibi oyuncular gösterilebilir.

³ [Wikipedia, Basketball Positions](https://en.wikipedia.org/wiki/Basketball_positions)

1.3.3. Kısa forvet (SF)

Kısa forvetler (SF), hem dış atış hem de potaya yönelerek sayı üretme becerisine sahip oyunculardır. Bu pozisyonda görev alanlar, gerektiğinde ribauntlara katkı sağlar ve hücum geçişlerinde etkin rol üstlenebilir. Hem dış bölgelerde hem de pota çevresinde oynayabilmeleri, hücumda farklı çözümler sunulmasına imkân tanır. Savunmada ise farklı pozisyondaki oyuncularla eşleşmeleri gerekebilir. Bu nedenle SF'lerin hem fiziksel hem de teknik açıdan dengeli özelliklere sahip olmaları beklenir (Rose, 2012). Bu pozisyona aktif örnek olarak LeBron James (Los Angeles Lakers) ve Jimmy Butler (Golden State Warriors) gibi oyuncular gösterilebilir.

1.3.4. Uzun forvet (PF)

Uzun forvetler (PF), pota çevresinde oynayan ve hem savunmada hem de hücumda fiziksel temasa dayalı görevler üstlenen oyunculardır. Bu pozisyondaki oyuncular, ribaunt alma, pota altı savunmasına katkı sağlama ve perdeleme gibi sorumluluklar taşır. Hücumda ise orta mesafe şutlar ve üç sayı çizgisi gerisinden atışlarla takıma katkı verebilirler. Boyalı alanda ve dış bölgelerde etkili olabilmeleri, hücumda farklı alanların kullanılmasına olanak tanır (Rose, 2012). Bu pozisyona örnek olarak Giannis Antetokounmpo (Milwaukee Bucks) ve Anthony Davis (Dallas Mavericks) gibi oyuncular gösterilebilir.

1.3.5. Pivot (C)

Pivotlar (C), genellikle takımın en uzun ve fiziksel olarak en güçlü oyuncuları arasında yer alır. Pota altında konumlanarak savunmada ribaunt alır ve şutları engellemeye çalışırlar. Hücumda ise yakın mesafe atışlarla sayı üretirler. Ayrıca sırtı dönük oyunlar, perde sonrası potaya yönelme ve ikinci şans sayıları gibi durumlarda sorumluluk üstlenirler. Bazı C'ler, dış şut kullanabilme ve pas dağılımına katkı sağlama özellikleriyle de takımlarına farklı şekillerde katkı sunabilir (Rose, 2012). Bu pozisyona örnek olarak Nikola Jokic (Denver Nuggets) ve Alperen Şengün (Houston Rockets) gibi oyuncular gösterilebilir.

1.4. Basketbol İstatistikleri

Basketbol istatistikleri, oyun sırasında tutulan standart istatistiklerden oyuncuların ve beşli takım kombinasyonlarının karmaşık etkilerini çeşitli istatistik formülasyonları ile daha basit bir şekilde ifade edilebilmesini sağlayan ve basketbol literatüründe gelişmiş istatistik metriği olarak adlandırılan istatistik metriklerinden oluşur. Bu kapsamlı istatistiksel çerçeve, modern basketbolda oyuncu performansının, takım dinamiklerinin ve stratejik karar alma süreçlerinin daha derinlemesine anlaşılmasını mümkün kılmaktadır. Basketbol istatistikleri; standart oyun istatistiklerine ek olarak bu metriklerin formülasyonları ve tahminleri ile oluşturulan gelişmiş istatistik metriklerinden oluşur (Sarlis ve Tjortjis, 2020). Ke ve diğerleri (2024), yaptıkları çalışmada spor tahmini çalışmalarının çoğunlukla standart istatistik metriklerine dayandığını; ancak bu metriklerin sınırlı kapsama sahip olması nedeniyle tahmin doğruluğunu azaltabileceğini ve oyunculara ilişkin önemli içgörülerin gözden kaçmasına neden olabileceğini belirtmiştir. Benzer şekilde Duman ve diğerleri (2024), yaptıkları çalışmada standart istatistik metriklerinin oyuncu ve takım oyun tarzlarını belirlemede gelişmiş istatistik metriklerine kıyasla daha düşük verimlilik gösterdiğini ortaya koymuştur. Bu nedenle, bu çalışmada geleneksel istatistik metrikleri yerine gelişmiş istatistik metriklerinin kullanılması tercih edilmiştir. Gelişmiş istatistik metrikleri; bireysel ve kadro metrikleri olarak ikiye ayrılır. Bu istatistik metriklerine ek olarak, oyuncuların şut mesafelerini inceleyen şut istatistiği metrikleri, performansını ve genel takım başarısına etkilerini inceleyen etki ve değer metrikleri, performans metrikleri, verimlilik metrikleri gibi istatistik metrikleri türetilmiştir. Bu tez çalışması kapsamında Bölüm 1.4.1’de verilen gelişmiş istatistik metrikleri ve Bölüm 1.4.2’de verilen şut istatistiği metriklerinden yararlanılmıştır.

1.4.1. Gelişmiş istatistik metrikleri

Geçtiğimiz yıllarda basketbol istatistiklerine olan ilginin artmasından kaynaklı oyuncuların ve takımların performanslarının daha detaylı analiz edilebilmesi için çeşitli gelişmiş basketbol istatistik metrikleri türetilmiştir (Tichy, 2016). Bu metrikler; sayı, ribaunt, asist gibi standart istatistiklerin sağlayamadığı detaylı performans analizini mümkün kılar. Gelişmiş istatistik metrikleri, oyuncuların verimliliğini, takım içindeki

rollerini ve genel katkılarını daha objektif bir şekilde değerlendirme imkânı sunar⁴. Gelişmiş istatistik metrikleri; bireysel oyuncu istatistik metrikleri ve kadro istatistik metrikleri olmak üzere iki alt kategori altında incelenebilir.

1.4.1.1. Gelişmiş bireysel oyuncu istatistik metrikleri

Gelişmiş bireysel oyuncu istatistik metrikleri, oyuncuların verimliliğini, takım içerisindeki pozisyonlarının spesifik rollerini ve sahada geçirdikleri süre boyunca yarattıkları etki düzeyini objektif kriterlerle değerlendirmeyi amaçlar. Örneğin, sadece bir oyuncunun kaç ribaunt aldığını bilmek yerine, sahada olduğu süre içerisinde takımının toplam ribauntlarına yaptığı katkının oranını bilmek, bu oyuncunun performansını daha doğru bir şekilde değerlendirmeyi sağlar. Bu yaklaşım, farklı miktarda sürelerde oynayan oyuncuları adil bir şekilde karşılaştırma imkânı sunar ve oyuncuların gerçek katkılarını ortaya çıkartır (Duman, Sennaroğlu ve Tuzkaya, 2024).

Tez çalışmasında kullanılan gelişmiş bireysel oyuncu istatistik metrikleri Tablo 1.1’de sunulmuştur. Bu istatistik metrikleri, oyuncuların yalnızca performans düzeylerini değil, aynı zamanda oyun stillerini ve saha içindeki rollerini nicel olarak ortaya koyabilmek amacıyla seçilmiştir. Lutz (2012), yaptığı çalışmada oyuncu stillerini temsil eden kümeler oluşturmak için çok değişkenli istatistiksel yöntemler kullanmış ve seçilen değişkenlerin kümeler arası ayırt ediciliğini istatistiksel olarak doğrulamıştır. Duman ve diğerleri (2024), yaptıkları çalışmada geleneksel istatistiklerin sınırlı bilgi sağladığını, gelişmiş istatistik metriklerinin ise oyuncuların takım içerisindeki pozisyonlarına özgü rollerini ve sahada geçirdikleri süre boyunca yarattıkları etki düzeyini daha doğru biçimde değerlendirme imkânı sunduğunu ortaya koymuştur. Bu doğrultuda, çalışmada küme öznetiliği olarak kullanılan istatistik metrikleri; skor üretme verimliliği, atış tercihi profili, ribaunt katkısı, oyun kurma ve top hakimiyeti, savunma etkinliği ve top kaybı eğilimi gibi boyutları kapsayarak hem bireysel performansın hem de pozisyon temelli oyun karakteristiklerinin nesnel ve kapsamlı biçimde analiz edilmesini sağlamaktadır.

⁴ [NBA Official Website, Advanced Stats](https://www.nba.com/advancedstats)

Tablo 1.1. Gelişmiş bireysel oyuncu istatistik metrikleri

Metrik	Açıklama
Oyuncu Verimlilik Reytingi (PER)	Oyuncunun tüm pozitif katkılarından (sayı, ribaunt asist, blok) negatif eylemlerini (top kaybı, faul) çıkararak hesaplanır.
Gerçek Şut Yüzdesi (TS%)	Oyuncunun şut verimliliğini ölçer. Geleneksel şut yüzdesinden farklı olarak 2 sayı, 3 sayı ve serbest atışlar tek formülde birleştirilir.
Üçlük Deneme Oranı (3PAr)	Oyuncunun toplam atışlarının yüzde kaçının 3 sayılık atış olduğunu gösterir.
Serbest Atış Oranı (FTr)	Oyuncunun saha atışlarına oranla ne sıklıkla serbest atış hakkı kazandığını ölçer.
Hücum Ribaundu Yüzdesi (ORB%)	Oyuncunun sahada olduğu süreçte takımının hücum ribauntlarının yüzde kaçını aldığını ölçer.
Savunma Ribaundu Yüzdesi (DRB%)	Oyuncunun sahada olduğu süreçte takımının savunma ribauntlarının yüzde kaçını aldığını ölçer.
Asist Yüzdesi (AST%)	Oyuncunun pas verdiği takım arkadaşlarının atışlarının yüzde kaçında başarılı olduğunu ölçer.
Top Çalma Yüzdesi (STL%)	Oyuncunun rakip takımın hücum girişimlerinin yüzde kaçında topu çaldığını ölçer.
Blok Yüzdesi (BLK%)	Oyuncunun rakip takımın şut denemelerinin kaçını faul yapmadan engellediğini ölçer.
Top Kaybı Yüzdesi (TOV%)	Oyuncunun hücum girişimlerinin yüzde kaçının top kaybıyla sonuçlandığını ölçer.
Top Kullanma Yüzdesi (USG%)	Oyuncunun sahada olduğu süre içerisinde takımının hücum girişimlerinin kaçını kullandığını ölçer.

1.4.1.2. Gelişmiş kadro istatistik metrikleri

Gelişmiş kadro istatistik metrikleri, bireysel performans göstergelerinin ötesine geçerek, kolektif oyun dinamiklerini ve takım stratejilerinin etkinliğini değerlendirmeyi amaçlamaktadır. Sarlis ve Tjortjis (2020), yaptıkları çalışmada basketbol performans analizinde oyuncu bazlı istatistik metriklerinin yanı sıra kadro düzeyindeki istatistik metriklerinin de ayrı bir analitik çerçevede ele alınması gerektiğini, bu metriklerin oyuncu kombinasyonlarının uyumunu, beşli kadroların verimliliğini ve genel oyun planlarının başarısını ölçmede kritik bir rol oynadığını ortaya koymuştur. Modern basketbolda takım başarısının yalnızca bireysel katkılara değil, aynı zamanda oyuncular arası sinerjiye, kolektif stratejilerin etkin uygulanmasına ve saha içi rollerin dengeli dağılımına bağlı

olması, bu metriklerin önemini artırmaktadır. Bu kadro istatistik metriklerinden hücum ve savunma etkinliğini, top paylaşımı ve hücum organizasyonlarını, ribaunt hakimiyetini, atış verimliliğini, oyun temposunu ve genel takım etkisini bütüncül biçimde değerlendirme olanağı sunmaları sebebiyle yararlanılmıştır. Bu tez çalışmasını değerlendirmede kullanılan gelişmiş kadro istatistik metrikleri Tablo 1.2’te sunulmuştur.

Tablo 1.2. *Gelişmiş kadro istatistik metrikleri*

Metrik	Açıklama
Hücum Reytingi (OFFRTG)	Takımın 100 hücum girişiminde ürettiği sayı miktarını gösterir.
Savunma Reytingi (DEFRTG)	Takımın 100 savunma girişiminde rakibe verdiği sayı miktarını gösterir.
Net Reyting (NETRTG)	Takım hücum etkisinden savunma etkisi çıkarılarak hesaplanıp, takımın genel sayı etkinliğini özetler.
Takım Asist Yüzdesi (AST%)	Takımın başarılı hücumlarının yüzde kaçının asist sonucunda geldiğini ölçer.
Takım Hücum Ribaundu Yüzdesi (OREB%)	Takımın bir maçtaki mümkün olan hücum ribauntlarının kaçını aldığının yüzdesini ölçer.
Takım Savunma Ribaundu Yüzdesi (DREB%)	Takımın bir maçtaki mümkün olan savunma ribauntlarının kaçını aldığının yüzdesini ölçer.
Takım Gerçek Şut Yüzdesi (TS%)	Takımın şut verimliliğini ölçer. Geleneksel şut yüzdesinden farklı olarak 2 sayı, 3 sayı ve serbest atışlar tek formülde birleştirilir.
Efektif Basket Yüzdesi (EFG%)	Üç sayılık atışların ek değerini hesaba katarak takımın şut verimliliğini ölçer.
Oyun Hızı (PACE)	Takımın maç başına ortalama ne kadar hücum yaptığını ölçer.
Oyuncu Etki Tahmini (PIE)	Takımın rakip takıma kıyasla ürettiği genel pozitif istatistikleri ölçer.

1.4.2. Şut istatistik metrikleri

Şut istatistik metrikleri, bir takımın veya oyuncunun atış mesafelerini, yüzdelerini ve atış tiplerini nicel olarak değerlendirmeye imkân tanır. Bu metrikler, oyuncuların saha içindeki farklı bölgelerdeki etkinlik düzeylerini ortaya koyarak, takım stratejilerinin şut tercihleri üzerindeki yansımalarını ve genel oyun planının uygulanma başarısını analiz etmede kritik rol oynar. Lutz (2012), yaptığı çalışmada oyuncu stillerinin belirlenmesinde sahanın farklı bölgelerinden yapılan şut deneme metriklerini gelişmiş istatistik metrikleri ile beraber öznitelik olarak kullanarak, şut tercih profillerinin oyuncu tipi ve saha içi rol tanımlamalarında ayırt edici bir unsur olduğunu göstermiştir. Duman, Sennaroğlu ve Tuzkaya (2024), yaptıkları çalışmada şut deneme yüzdelerinin oyuncu başarısını ölçmek yerine oyun tarzlarını ve pozisyon rollerini daha doğru şekilde belirlemeye katkı sağladığını vurgulamaktadır. Tez çalışmasında kullanılan şut istatistik metrikleri Tablo 1.3'te sunulmuştur. Bu çalışmada küme özniteliği olarak seçilen şut metrikleri; oyuncuların şut mesafesini, pota altındaki bitiriciliğini, orta ve uzun mesafeden iki sayılık atışlarının etkinliğini ve iki sayılık isabetlerin ne ölçüde asist üzerinden geldiğini kapsamaktadır. Bu metrikler, oyuncuların atış tercihlerini konum bazında ayrıntılı biçimde analiz edebilmek, farklı mesafe ve atış türlerindeki verimliliklerini karşılaştırmalı olarak değerlendirmek ve oluşturulan oyuncu kümeleri üzerindeki etkilerini nicel olarak ortaya koymak amacıyla tez çalışması kapsamında kullanılmıştır.

Tablo 1.3. Şut istatistik metrikleri

Metrik	Açıklama
Dist. (Mesafe)	Atış denemesinin ortalama mesafesi
%0-3ft	0-3 fit mesafeden yapılan atışların yüzdesi
%3-10ft	3-10 fit mesafeden yapılan atışların yüzdesi
%10-16ft	10-16 fit mesafeden yapılan atışların yüzdesi
%16ft-3P	16 fit - üçlük çizgisi arasından yapılan atışların yüzdesi
%Assisted2P	Bir başka oyuncudan verilen pas ile yapılmış ikilik atışların yüzdesi

1.5. Pozisyon Kümelemesinin Önemi ve Kümelemeyle İlgili Çalışmalar

Modern basketbolda oyuncu rollerinin giderek çeşitlenmesi, geleneksel görev tanımlarının sınırlarının esnemesine ve saha içindeki pozisyonların daha esnek biçimde yorumlanmasına neden olmaktadır (Bianchi vd., 2017). Bu nedenle, benzer oyun karakteristiğine sahip oyuncuları istatistiksel yöntemlerle kümelere ayırmak hem takım stratejilerinin analizinde hem de performans değerlendirmelerinde daha anlamlı ve derinlemesine sonuçlar elde edilmesine olanak tanımaktadır.

Basketbol analizine yönelik olarak literatürde pek çok farklı yaklaşım geliştirilmiştir. Bunlar arasında oyuncu performansı ve oyun tarzı analizleri (Lutz, 2012; Bianchi vd., 2017; Zhang vd., 2018; Mateus vd., 2020; Khobdeh vd. 2021; Stutzman, 2021; Baumann, 2022) takım performans analizleri (Patel, 2017; Kalman ve Bosch, 2020; Gracia, 2021; Ajinaja, Abiona ve Adewuyi, 2022; Chen, Zhang ve Xu, 2023; Riccardi, 2024; Yamada ve Fujii, 2024), takım oluşturma stratejilerine yönelik çalışmalar (Pilsbury, 2023; Ke vd., 2024), kazanan takım tahmini (Osken ve Onay, 2022) ve geleneksel pozisyon sisteminin yetersizliğini ortaya koyan araştırmalar (Alagappan, 2012; Lutz, 2012; Bianchi vd., 2017; Patel, 2017; Diambra, 2018; Kalman ve Bosch, 2020; Stutzman, 2021; Baumann, 2022; Muniz ve Flamand, 2022; Floyd, 2025) yer almaktadır.

Kümeleme yöntemleri, bu bağlamda öne çıkan ve oyuncuların oyun tarzı, istatistiksel performansı ve fiziksel özellikleri gibi çok boyutlu verilerden anlamlı gruplar oluşturmaya mümkün kılan tekniklerdir. Literatürde farklı kümeleme algoritmalarıyla yapılmış çalışmalar bulunmaktadır. Alagappan (2012) ve Diambra (2018), kümeleme çalışmalarını topolojik veri analizi (Topological Data Analysis - TDA) ile yapmıştır. Zhang ve diğerleri (2018), Mateus ve diğerlerine (2020) benzer şekilde iki adımlı kümeleme modeli kullanmıştır. Muniz ve Flamand (2022), Baumann'ın (2022) yaptığı çalışmadaki gibi çok katmanlı kümeleme yapmışlardır. Lutz (2012) yaptığı çalışmada beklenti maksimizasyon (Expectation Maximization - EM) algoritmasını tercih ederken Kalman ve Bosch (2020), bu yöntemi yaptıkları model bazlı kümelemede kullanmıştır. Zhang ve diğerleri (2016), Patel (2017), Gracia (2021), Khobdeh ve diğerleri (2021), Pilsbury (2023), Riccardi (2024), Yamada ve Fujii (2024), Floyd (2025), yaptıkları kümeleme çalışmalarında k-ortalamlar algoritmasını; Duman ve diğerleri (2024) ise çalışmalarında hiyerarşik kümeleme (Hierarchical Clustering - HK) algoritmasını, Hedquist (2022), Ajiinaja ve diğerleri (2022), Ke ve diğerleri (2024) ise çalışmalarında

bu iki algoritmayı birlikte kullanmıştır. Stutzman (2021), yaptığı çalışmada Gauss karışım modeli (Gaussian Mixture Models - GMM), gürültülü uygulamaların yoğunluk tabanlı uzamsal kümelenmesi (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise - DBSCAN) ve k-ortalamlar algoritmalarını kullanarak birden fazla kümeleme yapmıştır.

Literatürde yapılan analizler, kümeleme çalışmalarında pozisyon gözetmeksizin yapılan sınıflandırmalara odaklanmaktadır. Bu durum, oyuncuların dinamik rollerini ve modern basketbolun değişen ihtiyaçlarını göz ardı eder. Bu tezin amacı, güncel veriler ile geleneksel basketbol pozisyon bilgisini bir araya getiren yenilikçi bir pozisyona dayalı kümeleme modelini ortaya koymaktır. Böylece, sporcuların sahadaki gerçek rolleri daha doğru ve kapsamlı bir şekilde analiz edilebilir.

1.6. Tezin Amacı ve Katkıları

Basketbolda oyuncu rolleri ve takım dinamikleri giderek çeşitlenmekte olup, yalnızca geleneksel beş pozisyonun oyuncuları tanımlamakta yetersiz kaldığı görülmektedir (Alagappan, 2012; Bianchi vd., 2017). Bununla birlikte, saha üzerinde her takımın beş oyuncudan oluşması gerçeği, geleneksel pozisyonların hâlâ pratikte işlevsel ve anlamlı olduğunu ortaya koymaktadır (Duman, Sennaroğlu ve Tuzkaya, 2024). Oyuncuları, geleneksel pozisyonlar içinde benzer özelliklere sahip kümeler ayırmak; takımın oyun tarzını anlamak, stratejik eksiklikleri belirlemek ve oyuncu seçiminde rehberlik etmek açısından yararlı olabilir. Bu nedenle, geleneksel pozisyonları da göz önünde bulundurarak oyuncuları oyun stillerine ve yeteneklerine göre gruplayan çalışmalara ihtiyaç duyulmaktadır. Literatürdeki oyuncuları oyun stillerine göre kümelemeye yönelik mevcut çalışmalar, klasik pozisyonların yetersizliğini kabul etmekle birlikte, geleneksel pozisyonların saha içi işlevselliğini çoğunlukla göz ardı etmektedir (Duman, Sennaroğlu ve Tuzkaya, 2024). Bu çalışmalar çoğunlukla eski veri setleriyle sınırlı kalmaktadır. Bu bağlamda bu tez çalışması kapsamında, geleneksel pozisyonlara sadık kalarak her pozisyon içerisindeki oyuncular oyun stillerine göre kümelemek ve elde edilen kümelerin beşli kadrolar üzerindeki etkilerini incelemek amaçlanmıştır. Bu amaçla, tez çalışması kapsamında ikiye ayıran k-ortalamlar (Bisecting k-means - BKM) algoritması kullanılarak oyuncular çeşitli basketbol istatistik metriklerinin öznitelik olarak kullanılması aracılığı ile geleneksel pozisyonlar bazında kümeler ayrıştırılmış ve bu kümelerin beşli kadrolarda ne sıklıkla yer aldığı, gelişmiş kadro istatistik metrikleri

aracılığıyla oyun tarzlarına etkileri ve bu etkilerin galibiyet oranı ile fark atma oranına yansımaları incelenmiştir.

Bu tez çalışmasının katkıları aşağıdaki gibi sıralanabilir:

- Bu çalışma kapsamında geleneksel basketbol oyuncu pozisyonlarını göz önünde bulundurarak oyuncuları, çeşitli basketbol istatistik metriklerini öznitelik olarak kullanarak kümelere ayıran bir yaklaşım geliştirilmiştir.
- Bilindiği kadarıyla BKM algoritması NBA özelinde ilk kez oyuncuları kümelere ayırtmak amacıyla kullanılmıştır.
- Geliştirilen yaklaşımla BKM algoritması ile oluşturulan kümelerin beşli kadrolar üzerindeki etkileri analiz edilmiştir.
- Önerilen yaklaşımın etkinliği; oluşturulan kümelerin kalitesi ve kümelerin tekli, ikili, üçlü kombinasyonlarının başarı oranları açısından literatürde görülen Duman ve diğerleri (2024) tarafından yapılan tek geleneksel pozisyonlara dayalı kümeleme çalışmasında kullanılan HK algoritması ile aynı veri seti üzerinde karşılaştırılarak ortaya konulmuştur.

2. İLGİLİ ÇALIŞMALAR

Basketbol; özellikle NBA aracılığıyla, dünya genelinde en çok tanınan ve analitik açısından en zengin spor dallarından biri hâline gelmiştir. NBA, yalnızca en üst düzeyde sportif rekabeti sergilemekle kalmayıp aynı zamanda küresel ilgi ve ekonomik değer açısından da önemli bir platformdur. Basketball-Reference ve NBA.com gibi veri sağlayıcıların sunduğu geniş veri erişimi sayesinde, spor analitiği hem akademik hem de profesyonel bağlamda hızlı bir biçimde benimsenmiş ve oyuncu değerlendirmesinden stratejik kadro kurulumlarına kadar birçok karar sürecini etkilemiştir. Basketbolun dinamik ve çok boyutlu yapısı, oyuncu performansını daha iyi anlamak adına çeşitli istatistiksel ve analitik yöntemlerin geliştirilmesini teşvik etmiştir. Bu çalışma kapsamında incelenen kümeleme tabanlı çalışmalara bu bölümde yer verilmiştir. İncelenen çalışmaların detayları Tablo 2.1.'de sunulmuştur.

Tablo 2.1. Oyuncu kümelemesi ile ilgili çalışmaların literatür tarama özeti *

Yazar	Kümeleme Tekniği	Öznitelik Sayısı	Veri Seti	Pozisyon Kümeleme	Toplam Küme Sayısı
Lutz (2012)*	Beklenti Maksimizasyon	14 öznitelik	NBA (2010/2011 sezonu)	Yok	10 küme
Alagappan (2012)*	Topolojik Veri Analizi	7 öznitelik	NBA	Yok	13 küme
Zhang vd. (2016)*	K-ortalamalar	3 öznitelik	NBA (2014/2015 sezonu, sadece oyun kurucular)	Yok	6 küme
Bianchi vd. (2017)*	Bulanık K-ortalamalar	7 öznitelik	NBA (2015/2016 sezonu)	Yok	5 küme
Patel (2017)*	K-ortalamalar	18 öznitelik	NBA (2016/2017 sezonu)	Yok	4 küme
Diambra (2018)*	Topolojik Veri Analizi	28 öznitelik	NCAA 1. Ligi (2016/2017 sezonu)	Yok	8 küme
Zhang vd. (2018)*	İki Adımlı Kümeleme Modeli	20 öznitelik	NBA (2015/2016 sezonu)	Yok	5 küme

*İlgili bilgiler Duman ve diğerleri (2024) çalışmasından alınmıştır.

Tablo 2.1. (Devam) Oyuncu kümelemesi ile ilgili çalışmaların literatür tarama özeti *

Yazar	Kümeleme Tekniği	Öznitelik Sayısı	Veri Seti	Pozisyon Kümeleme	Toplam Küme Sayısı
Kalman ve Bosch (2020)*	Model Bazlı Kümeleme	Belirtilmemiş	NBA (2009/2010 - 2018/2019 sezonları)	Yok	9 küme
Mateus vd. (2020)*	İki Adımlı Kümeleme Modeli	Belirtilmemiş	Euroleague Avrupa Ulusal Şampiyonası (2014/2015 - 2015/2016 sezonları)	Yok	3 küme 5 küme
Gracia (2021)	K-ortalamalar	Belirtilmemiş	Euroleague (2014/2015 - 2018/2019 sezonları)	Yok	10 küme
Khobdeh vd. (2021)	K-ortalamalar	12 öznitelik	NBA (2011/2012 - 2018/2019 sezonları)	Yok	9 küme
Stutzman (2021)	Gauss Karışım Model, DBSCAN, K-ortalamalar	38 öznitelik	NBA (2001/2002 - 2019/2020 sezonları)	Yok	9,5,9 küme
Baumann (2022)	Çok katmanlı kümeleme	13 öznitelik	NBA (2013/2014 - 2022/2023 sezonları)	Yok	10 küme
Muniz ve Flamand (2022)	Çok katmanlı kümeleme	13 öznitelik	NBA (2014/2015 - 2019/2020 sezonları)	Yok	8 küme
Hedquist (2022)	HK, K-ortalamalar	21 öznitelik	NBA (2000/2001 - 2019/2020 sezonları)	Yok	9 küme
Ajinaja vd. (2022)	HK, K-ortalamalar	15 öznitelik	NBA (2017/2018 sezonu)	Yok	6 küme
Pilsbury (2023)	K-ortalamalar	19 öznitelik	NBA (2018/2019 sezonu)	Yok	8 küme

*İlgili bilgiler Duman ve diğerleri (2024) çalışmasından alınmıştır.

Tablo 2.1. (Devam) Oyuncu kümelemesi ile ilgili çalışmaların literatür tarama özeti

Yazar	Kümeleme Tekniği	Öznitelik Sayısı	Veri Seti	Pozisyon Kümeleme	Toplam Küme Sayısı
Riccardi (2024)	K-ortalamalar	33 öznitelik	NBA (2013/2014 - 2022/2023 sezonları)	Yok	6 küme
Ke vd. (2024)	HK, K-ortalamalar	19 öznitelik	NBA (2000/2001 - 2022/2023 sezonları)	Yok	10 küme
Duman vd. (2024)	HK	17 öznitelik	NBA (2000/2001 - 2015/2016 sezonları)	Var	23 küme
Yamada ve Fujii (2024)	K-ortalamalar	Belirtilmemiş	NBA (2015/2016 - 2022/2023 sezonları)	Yok	13 küme
Floyd (2025)	K-ortalamalar	11 öznitelik	NBA (2023/2024 sezonu)	Yok	3 küme

Lutz (2012), 2010/2011 NBA sezonunda 329 oyuncuyu analiz etmiştir. Gelişmiş istatistiklerin yanı sıra şut istatistiklerini de dahil etmiş, kümeleme yöntemi olarak EM algoritmasını kullanmıştır. Alagappan (2012) topolojik veri analizi (Topological Data Analysis - TDA) yöntemi ile basketbol oyuncularını gruplamıştır. Bu çalışmasıyla MIT Sloan Spor Analitikleri Konferansı'nda en iyi araştırma ödülünü kazanmıştır. Zhang ve diğerleri (2016), 2014/2015 NBA sezonunda PG pozisyonunda oynamış oyuncuları, maç istatistik verilerini kullanarak k-ortalamalar yöntemiyle yeniden gruplandırmıştır. Bianchi ve diğerleri (2017), 2010/2011 NBA sezonundan yedi geleneksel oyun istatistiğine dayanarak, maç istatistik verileri ile 476 oyuncuyu k-ortalamalar yöntemi ile kümelemiştir. Patel (2017), 2016/2017 sezonuna ait 18 oyun istatistiğini kullanarak oyuncuları k-ortalamalar yöntemiyle sınıflandırmıştır. Kümeleme öncesinde boyut indirgeme işlemi gerçekleştirmek için Temel Bileşen Analizi (Principal Component Analysis - PCA) tekniğini kullanmıştır. Diambra (2018), maç istatistikleri verileri ile oyuncu kümeleri oluşturup temel bileşenler analizi ile istatistiksel boyutu düşürüp kümeleme analizi yapmıştır. Zhang ve diğerleri (2018), diğer çalışmalarında oyuncuların antropometrik özellikleri ve oyun deneyimlerini kullanarak oyuncuları basketbol

oyunuyla ilgili istatistikler dışında olan değişkenlere göre sınıflandırmıştır. İlgili çalışmada iki aşamalı küme analizi uygulanmış, log-olasılık uzaklık ölçütü ve Schwartz'ın Bayes kriteri kullanılmıştır. Oluşturulan kümeler daha sonra oyunla ilgili istatistiklerle analiz edilmiştir. Kalman ve Bosch (2020), çalışmalarında Lutz'un (2012) çalışmasında kullandığı EM algoritmasını benimseyip şut istatistiklerini de değişkenleri arasına eklemişlerdir. Mateus ve diğerleri (2020) ise oyuncuya özgü ve bağlamsal değişkenleri esas alarak oyuncuları yeniden gruplandırmıştır. İlgili çalışmada Zhang ve diğerleri (2018) ile benzer şekilde oyun dışı etkenleri dikkate alan iki aşamalı kümeleme yöntemi kullanılmıştır. Ancak, bu çalışmalar klasik pozisyonların yetersizliğini kabul etmekle birlikte, saha üzerinde her takımın beş oyuncudan oluştuğu gerçeği nedeniyle geleneksel pozisyonların pratikte hâlâ işlevsel ve anlamlı olduğunu göz ardı etmektedir (Duman, Sennaroğlu ve Tuzkaya, 2024). Ayrıca, mevcut araştırmaların büyük bir kısmı eski veri setleriyle sınırlı kalmakta ve oyuncuların güncel performans dinamiklerini yeterince dikkate almamaktadır. Bu durum, analizlerin günümüz oyun yapısındaki değişimleri yansıtmaya kapasitesini sınırlamaktadır.

Gracia (2021), 2016 - 2021 yılları arasındaki Euroleague sezonları verileri ile oyuncuları pozisyona dayanmayan biçimde k-ortalamlar algoritmasını kullanarak oluşturduğu kümeler ile şampiyon takımların hangi kümelerden oyuncular içerdiğini analiz etmiştir fakat sonuçlar hangi kümelerin başarıya katkı sağladığını belirleme konusunda yetersiz kalmıştır. Khobdeh ve diğerleri (2021), 2011 - 2018 yılları arasındaki NBA sezonları ile 12 değişken üzerinden PCA ile boyut indirgeme yaparak oyuncuları 9 kümeye ayırmıştır. Çalışma, oyuncuların kişisel yetenekleri çerçevesinde yapılan bir pozisyon sınıflandırması sunmaktadır. Bu süreçte Kendini Düzenleyen Haritalar (Self-Organizing Maps - SOM) ve k-ortalamlar algoritmaları bir arada kullanılmıştır. Stutzman (2021), 2001 - 2019 NBA sezonlarını kapsayan ve tüm verilerin Min-Maks (Min-Max) normalizasyonundan geçirildiği geniş bir veri seti üzerinde oyuncuları pozisyona dayalı olmayan bir biçimde üç farklı algoritmayla (GMM, DBSCAN, k-ortalamlar) kümelendirmiştir. Farklı algoritmaların karşılaştırılması da çalışmanın önemli bir yönüdür. Baumann (2022), 2013 - 2022 NBA sezonlarına ait veriler ile çok katmanlı bir kümeleme (multi-level clustering) algoritması geliştirmiştir. Süreçte önce k-ortalamlar ile ön kümeler oluşturulmuş, ardından bu kümeler Gaussian Naive Bayes ve Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machine - SVM) yöntemleriyle doğrulanmıştır. Muniz ve Flamand (2022), benzer biçimde çok katmanlı bir kümeleme

algoritması önererek 2014 - 2019 yılları arasındaki NBA sezonlarını analiz etmiştir. İlgili çalışmada ilk olarak k-ortalamalar algoritması ile mikro kümeler oluşturulmuş, ardından bu kümeler arasında sayısal benzerlikleri temsil eden ağırlıklı bir ağ yapısı kurulmuştur. Daha sonra ise Louvain algoritması ile makro kümeler elde edilmiş, her sezon için farklı sayıda küme oluşturulmuş ve daha sonra bunlar topluluk tespiti k-ortalamalar (Community Detection K-Means - CD-KM) algoritması kullanılarak birleştirilmiştir. Hedquist (2022), 2000 - 2019 NBA sezonlarının verileri ile hem HK hem de k-ortalamalar kümeleme yöntemlerini kıyaslamıştır. Ayrıca oyuncuların oluşturulan kümelerde 20 sezon boyunca ne kadar süre kaldıkları da mega-kümeleme adı verilen ek bir analizle değerlendirilmiştir. Ajinaja ve diğerleri (2022), 2017 - 2018 NBA sezonuna odaklanarak hem takımlar hem de oyuncular üzerinde yine HK ve k-ortalamalar yöntemleri ile kümelendirme yapmıştır. Pilsbury (2023), 2018 - 2019 NBA sezonunu analiz ederek k-ortalamalar algoritması uygulamıştır. Oluşan kümeler, oyuncuların ikili ve beşli kombinasyonlarının hücum verimliliği, pozisyon başına sayı üretimi gibi kriterler üzerindeki etkisi açısından analiz edilmiştir. Riccardi (2024), 2013 - 2022 yılları arasındaki NBA sezonlarının verileri üzerinde k-ortalamalar yöntemi uygulayıp kümeler elde ettikten sonra farklı oyun tarzlarının takım başarısına etkisini ve hangi oyuncu tiplerinin birlikte daha uyumlu olduğunu analiz etmiştir. Ke ve diğerleri (2024), 2000 - 2022 yılları arasındaki NBA sezonlarındaki oyuncu istatistikleri ve maaş verilerini kullanarak oyuncuları HK ve k-ortalamalar yöntemleriyle kümelendirmişlerdir. Bu kümeler üzerinden yapay sinir ağları kullanılarak ideal takım tahmini yapmışlardır. Yamada ve Fujii (2024), 2015 - 2022 NBA sezonları verileri üzerinde k-ortalamalar yöntemiyle kümeler oluşturup ardından bu kümeler ve kombinasyonları üzerinden hücum verimlilik puanı (OFFRTG) analizleri ve tahminleri yapmışlardır. Floyd (2025), 2023 - 2024 NBA sezonuna ait verilerle yine k-ortalamalar yöntemi ile kümeler tanımlamıştır. Bu kümeler, geleneksel pozisyon sistemiyle karşılaştırılmış ve her oyuncunun skor üretme potansiyelinin tahmini yapılmıştır. Çalışma ayrıca maç yeri, takım dinlenme süresi ve bir sonraki maça kadar geçen süre gibi bağlamsal değişkenleri de içermektedir.

Daha yakın literatürdeki incelenen bu çalışmalar, önceki çalışmalara göre daha güncel veri setleri kullanmalarına rağmen, beş temel pozisyonu göz ardı ederek yeni kümeler oluşturmakta ve bu kümeler üzerinden analizler gerçekleştirmektedir. Bu yaklaşım, modellerin saha gerçekliğine uygunluğu ve pratikte etkin kullanımı

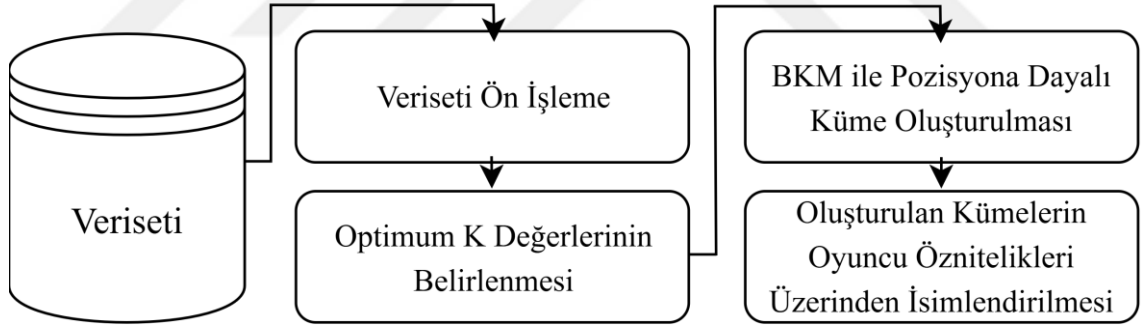
açısından zorluklar yaratmaktadır çünkü her takım sahaya beş oyuncu ile çıkmakta ve geleneksel pozisyonlar göz ardı edilse bile, beş oyuncunun temel görevleri yalnızca sınırlı ölçüde esnetilebilir; bu görevlerin tamamen dışına çıkılması ise oldukça zordur.

Beş temel pozisyona dayalı kümeleme yapan çalışma olarak Duman ve diğerlerinin (2024) çalışması örnek gösterilebilir. 2000/2001 - 2015/2016 NBA sezonlarını kapsayan bu çalışmada, oyuncular 11 gelişmiş bireysel istatistik metriği ve 6 şut istatistik metriği öznitelik olarak kullanılarak HK yöntemiyle sınıflandırılmıştır. Küme sayıları, 28 farklı küme geçerlilik indeksi dikkate alınarak belirlenmiş; PG, SG, SF için dörder, PF için beş ve C için altı küme elde edilmiştir. Çalışma ayrıca kümelerin bireysel performanslarının takım üzerindeki etkisini üç istatistik metriği (Ayarlanmış Artı-Eksi, ortalama sayı farkı ve galip takımlarda yer alma yüzdesi) üzerinden inceleyerek belirli kümelerin daha yüksek galibiyet oranlarıyla ilişkili olduğunu ortaya koymuştur. Çalışma, geleneksel pozisyonların günümüz basketbolunda tek başına yeterli görülmemesine rağmen, oyunun beş oyuncuyla oynanıyor olması nedeniyle pratikte hâlen işlevsel bir çerçeve sunduğunu vurgulamaktadır (Duman, Sennaroğlu ve Tuzkaya, 2024).

Tüm bu çalışmalar kapsamında literatürdeki mevcut ilerlemelere rağmen, NBA oyuncularını üzerinde yapılan kümeleme çalışmalarında genellikle k-ortalamlar ve HK algoritmalarının tercih edildiği gözlemlenmiştir. Taranan literatürdeki çalışmaların büyük çoğunluğunda oyuncular geleneksel pozisyonlar üzerinden değil, yeni oyun tarzları üzerinden türetilen pozisyonlar üzerinden kümelenebilir. BKM algoritmasının NBA oyuncu sınıflandırmalarında uygulanmasına dair hiçbir çalışma bulunmamaktadır. Diğer alanlarda, k-ortalamlar ile bölücü HK stratejisini birleştiren BKM algoritması umut verici sonuçlar üretmiş olsa da (Rohilla vd., 2019), NBA özelinde bu yaklaşım henüz değerlendirilmemiştir. Bu tez çalışması, BKM algoritmasını NBA oyuncularının geleneksel pozisyonlarına (PG, SG, SF, PF, C) göre pozisyon bazlı kümelenebilir ilk kez uygulayan çalışmadır.

3. ÖNERİLEN BASKETBOLDA POZİSYONA DAYALI KÜMELEME YAKLAŞIMI

Bu çalışmanın amacı; NBA oyuncularını gelişmiş oyuncu ve şut istatistiği metriklerini öznitelik olarak kullanarak kümelemek ve bunu geleneksel pozisyon etiketlerini koruyarak gerçekleştirmektir. Bu tez çalışması kapsamında basketbol koçlarına takım oluşturma süreçlerinde yol gösterebilmek amacıyla geleneksel pozisyonlar bazında oyuncuları oyun stillerine göre gruplayan bir yaklaşım önerilmiştir. Önerilen yöntem; 2007/2008 - 2023/2024 NBA sezonları arasında oynayan oyuncuları ve bu oyuncuların bulunduğu kadroları içeren veri setlerini oluşturma, oyuncu veri setlerinin kümeleme işlemi için hazırlanması, BKM kümeleme algoritması sonucunda elde edilecek küme sayısı için optimum k değerlerinin belirlenmesi, belirlenen k değerleri ile algoritmanın uygulanması ve kümelerin oluşturulması, oluşturulan kümelerin öznitelik olarak kullanılan gelişmiş basketbol istatistik metrikleri üzerinden isimlendirilmesi aşamalarını içermektedir. Geliştirilen yöntemin temel yapısı Görsel 3.1’de sunulmaktadır.



Görsel 3.1. Geliştirilen yöntemin temel yapısı

3.1. Veri Seti ve Ön İşleme

Bu çalışmada kümeleme esnasında kullanılan oyuncu veri seti ve oluşturulan kümelerin analizi esnasında kullanılan beşli kadro veri seti olmak üzere iki veri seti kullanılmıştır. Oyuncu veri seti, gelişmiş oyuncu ve şut istatistik metrikleri; beşli kadro veri seti ise gelişmiş beşli kadro istatistik metriklerini içerir. Kümeleme esnasında öznitelik olarak kullanılan 11 gelişmiş oyuncu ve 6 şut metriği, literatürdeki benzer fakat farklı bir algoritma ile Duman ve diğerleri (2024) tarafından yapılan tek pozisyon kümeleme çalışması ile ideal kıyaslama yapılabilmesi için tercih edilmiştir. Bu çalışmada gelişmiş istatistik metriklerinin oyuncuların ve takımların oyun tarzlarını daha başarılı açıkladığı için tercih edildiğinden bahsedilmiştir. Bu basketbol istatistik metriklerine ilişkin detaylı bilgiler Bölüm 1.4’te verilmiştir. Veri setleri, Basketball-Reference.com ve NBA.com sitelerinden CSV olarak alınan çıktı Microsoft Excel üzerinde düzenlenerek oluşturulmuştur. 2007-2008 ile 2023-2024 sezonları arasındaki 15 tam sezonu kapsamaktadır. 2011-2012 (lokavt) ve 2019-2020 (COVID-19) sezonları hariç tutulmuştur. Oyuncuların pozisyonları, bir sezonda en çok hangi pozisyonda oyun süresi aldıklarına göre belirlenmiştir. Oyuncu veri setine; az miktarda maçta oynayan veya az süre alan oyuncular, oluşturulacak küme ve yapılacak analiz kalitesini düşüreceği için kıyaslanan çalışmada olduğu gibi bir sezonda en az 21 maçta oynamış ve 240 dakika üzeri süre almış oyuncular dahil edilmiştir. Bu kriterlerle toplamda 5936 oyuncu-sezon verisi içeren bir veri seti hazırlanmıştır. Hazırlanan oyuncu veri seti; geleneksel 5 pozisyon özelinde 5 alt veri setine ayrıştırılmıştır. PG pozisyonunda 1154, SG pozisyonunda 1289, SF pozisyonunda 1119, PF pozisyonunda 1186, C pozisyonunda ise 1188 oyuncu bulundurmaktadır. Pozisyon veri setlerinde bulunan oyuncu verileri, Min-Maks normalizasyonu ile $[0,1]$ aralığına dönüştürülmüştür. Min-Maks normalizasyonu, bir veri setindeki farklı ölçeklerdeki özniteliklerin aynı referans aralığında değerlendirilmesini sağlayan bir ölçeklendirme yöntemidir. Böylece farklı büyüklükteki öznitelikler arasındaki karşılaştırma ve analizler daha tutarlı hale gelir. Tablo 3.1.’de oyuncu veri setinin dört PG’den oluşan bir kesiti verilmiştir. Beşli kadro veri seti ise oyuncu veri seti oluşturulurken seçilen parametrelerle benzer şekilde en az 21 maçta birlikte oynamış ve 240 dakika üzerinde süre almış oyuncuları içeren 369 beşli kadro verisinden oluşmaktadır. Tablo 3.2.’de beşli kadro veri setinin üç kadrodan oluşan bir kesiti verilmiştir.

Tablo 3.1. PG veri seti kesiti

Oyuncu	Jalen Brunson 23-24	Ja Morant 22-23	Trae Young 18-19	Kyrie Irving 14-15
Pozisyon	PG	PG	PG	PG
Maç Sayısı	77	61	81	75
Dakika	2726	1948	2503	2730
Öznitelik	Min-Maks Normalizasyonu Öncesi / Sonrası			
PER	23.4 / 0.714788	23.3 / 0.711267	17.0 / 0.489436	21.5 / 0.647887
TS%	0.592 / 0.813063	0.557 / 0.734234	0.539 / 0.693693	0.583 / 0.792792
3PAr	0.319 / 0.376047	0.247 / 0.289820	0.384 / 0.453892	0.306 / 0.360479
FTr	0.302 / 0.471875	0.409 / 0.639062	0.330 / 0.515625	0.296 / 0.4625
ORB%	1.8 / 0.157894	3.3 / 0.315789	2.6 / 0.242105	2.3 / 0.210526
DRB%	9.7 / 0.220408	16.1 / 0.481632	10.2 / 0.240816	7.5 / 0.130612
AST%	33.5 / 0.546667	41.1 / 0.691428	40.5 / 0.68	25.0 / 0.384761
STL%	1.3 / 0.115384	1.6 / 0.173076	1.3 / 0.115384	2.2 / 0.288461
BLK%	0.4 / 0.088889	0.7 / 0.155556	0.5 / 0.111112	0.6 / 0.133334
TOV%	9.1 / 0.161716	12.6 / 0.277227	17.6 / 0.442244	11.8 / 0.250825
USG%	32.5 / 0.726190	34.9 / 0.797619	28.4 / 0.604166	26.2 / 0.538690
Dist.	14.3 / 0.5	11.1 / 0.378787	14.9 / 0.622727	12.9 / 0.446969
0-3ft%	0.127 / 0.127710	0.289 / 0.322891	0.265 / 0.293975	0.273 / 0.303614
3-10ft%	0.275 / 0.468048	0.295 / 0.502590	0.143 / 0.240069	0.148 / 0.248704
10-16ft%	0.189 / 0.355263	0.144 / 0.270676	0.146 / 0.274436	0.137 / 0.257518
16-3P%	0.090 / 0.130434	0.025 / 0.036231	0.063 / 0.091304	0.136 / 0.197101
Assisted2P	0.230 / 0.252192	0.181 / 0.198464	0.211 / 0.231359	0.219 / 0.240131

Tablo 3.2. Kadro veri seti kesiti

	F. VanVleet	S. Curry	D. Fisher
Kadro	J. Green - D. Brooks	K. Thompson - H. Barnes	K. Bryant - T. Ariza
	J. Smith Jr. - A. Sengun	D. Green - A. Bogut	L. Odom - P. Gasol
Takım	HOU (23-24)	GSW (15-16)	LAL (08-09)
Maç Sayısı	45	49	61
Dakika	754	552	499
TS%	56.9	58.5	57.1
EFG%	54.1	56.6	51.8
AST%	66.2	70.9	48.8
OREB%	25.6	21.6	32
DREB%	74.4	79	70.7
PACE	100.16	102.67	97.43
PIE	49.9	56.6	59.1

3.2. Optimum Küme Sayılarının Belirlenmesi

Normalize edilmiş, pozisyona dayalı alt veri setlerinin her biri üzerinde en uygun küme sayısını belirlemek amacıyla; R programlama dili ve kümeleme literatüründe yaygın olarak kullanılan 30 farklı küme geçerlilik indeksini (CVI) içeren, Charrad ve diğerleri (2014) tarafından geliştirilen *NbClust* kütüphanesi kullanılmıştır. Ancak yalnızca hiyerarşik yöntemlere uygulanabilen *Frey* ve *Pseudot2* indeksleri analiz kapsamı dışında bırakılmıştır. CVI'ler, oluşturulan kümelerin bağlılık (connectedness), uyum (cohesion), simetri (symmetry) ve ayrılık (separation) gibi nitelikleri arasındaki ilişkileri değerlendirir (Ikotun ve Ezugwu, 2022). Her bir CVI, bu küme niteliklerinin değerini belirlerken farklı ölçütlere dayanır ve kullanılan matematiksel modele bağlı olarak farklı özellikler sergiler (Ikotun, Habyarimana ve Ezugwu, 2025). Kullanılan CVI'ler, optimum küme sayısını belirleme yöntemleri ve bu süreçte kullanılan eşitlikler Tablo 3.3'te sunulmuştur. Eşitliklerde kullanılan değişkenlerin açıklamaları Tablo 3.4'te verilmiştir. CVI hesaplamaları sonucunda, çoğunluk kuralı (*majority rule*) esas alınarak beş pozisyon için ideal küme sayıları sırasıyla PG için 4, SG için 4, SF için 5, PF için 4 ve C için 4 olarak elde edilmiştir. Her bir pozisyon için belirlenen optimum küme sayıları Tablo 3.5'te gösterilmektedir.

Tablo 3.3. Kullanılan küme geçerlilik indeksleri (Charrad vd., 2014)

İndeks	Optimum Küme Sayısını Bulma Yolu	Eşitlik
CH	İndeksin maksimum değerine karşılık gelen küme miktarı	$CH(q) = \frac{trace(B_q)/(q-1)}{trace(W_q)/(n-q)} \quad (3.1)$
Duda	İndeks > kritikDeğer eşitliğini sağlayan en az küme miktarı	$Duda \geq 1 - \frac{2}{\pi p} - z \sqrt{\frac{2(1 - \frac{8}{\pi^2 p})}{n_m p}} = kritikDeğer \quad (3.2)$ $Duda = \frac{Je(2)}{Je(1)} = \frac{W_k + W_l}{W_m} \quad (3.3)$
Cindex	İndeksin minimum değerine karşılık gelen küme miktarı	$Cindex = \frac{S_w - S_{min}}{S_{max} - S_{min}}, S_{min} \neq S_{max} \quad (3.4)$
Gamma	İndeksin maksimum değerine karşılık gelen küme miktarı	$Gamma = \frac{s(+) - s(-)}{s(+) + s(-)} \quad (3.5)$
Beale	kritikDeğer $\geq \alpha$ (varsayılan = 0.1) eşitliğini sağlayan küme miktarı	$Beale = F \equiv \frac{\left(\frac{V_{kl}}{W_k + W_l}\right)}{\left(\left(\frac{n_m - 1}{n_m - 2}\right) 2^{\frac{2}{p}} - 1\right)} \quad (3.6)$ $V_{kl} = W_m - W_k - W_l \quad (3.7)$

Tablo 3.3. (Devam) Kullanılan küme geçerlilik indeksleri (Charrad vd., 2014)

İndeks	Optimum Küme Sayısını Bulma Yolu	Eşitlik
Ccc	İndeksin maksimum değerine karşılık gelen küme miktarı	$CCC = \ln \left[\frac{1 - E(R^2)}{1 - R^2} \right] \frac{\sqrt{\frac{np^*}{2}}}{(0.001 + E(R^2))^{1.2}} \quad (3.8)$
Ptbiserial	İndeksin maksimum değerine karşılık gelen küme miktarı	$Ptbiserial = \frac{[\bar{S}_b - \bar{S}_w] \left(\frac{N_w N_b}{N_t^2} \right)^{1/2}}{s_d} \quad (3.9)$
Gplus	İndeksin minimum değerine karşılık gelen küme miktarı	$Gplus = \frac{2s(-)}{N_t(N_t - 1)} \quad (3.10)$
Db	İndeksin minimum değerine karşılık gelen küme miktarı	$DB(q) = \frac{1}{q} \sum_{k=1}^q \max_{k \neq l} \left(\frac{\delta_k + \delta_l}{d_{kl}} \right) \quad (3.11)$
Hartigan	İndeks değerleri arasındaki en büyük farkın gözleendiği küme miktarı	$Hartigan = \left[\frac{trace(W_q)}{trace(W_{q+1})} - 1 \right] (n - q - 1) \quad (3.12)$
Tau	İndeksin maksimum değerine karşılık gelen küme miktarı	$Tau = \frac{s(+) - s(-)}{[(N_t(N_t - 1) / 2 - t)(N_t(N_t - 1) / 2)]^{1/2}} \quad (3.13)$
Ratkowsky	İndeksin maksimum değerine karşılık gelen küme miktarı	$Ratkowsky = \frac{\bar{S}}{q^{1/2}} \quad (3.14)$
Scott	İndeks değerleri arasındaki en büyük farkın gözleendiği küme miktarı	$Scott = n \log \left(\frac{det(T)}{det(W_q)} \right) \quad (3.15)$
Marriot	İndeks değerleri arasındaki en büyük farkın gözleendiği küme miktarı	$Marriot = q^2 \det(W_q) \quad (3.16)$
Ball	İndeks seviyeleri arasındaki ikincil farkların maksimum değerine karşılık gelen küme miktarı	$Ball = \frac{W_q}{q} \quad (3.17)$
Trcovw	İndeks değerleri arasındaki en büyük farkın gözleendiği küme miktarı	$Trcovw = trace(COV(W_q)) \quad (3.18)$
Tracew	İndeks değerleri arasındaki en büyük farkın gözleendiği küme miktarı	$Trcovw = trace(W_q) \quad (3.19)$
Friedman	İndeks seviyeleri arasındaki mutlak ikinci farkların maksimum değerine karşılık gelen küme miktarı	$Friedman = trace(W_q^{-1} B_q) \quad (3.20)$
Mcclain	İndeksin minimum değerine karşılık gelen küme miktarı	$McClain = \frac{\bar{S}_w}{\bar{S}_b} = \frac{S_w/N_w}{S_b/N_b} \quad (3.21)$
Rubin	İndeks seviyeleri arasındaki ikincil farkların minimum değerine karşılık gelen küme miktarı	$Rubin = \frac{det(T)}{det(W_q)} \quad (3.22)$

Tablo 3.3. (Devam) Kullanılan küme geçerlilik indeksleri (Charrad vd., 2014)

İndeks	Optimum Küme Sayısını Bulma Yolu	Eşitlik
Kl	İndeksin maksimum değerine karşılık gelen küme miktarı	$KL(q) = \left \frac{DIFF_q}{DIFF_{q+1}} \right $ (3.23)
Silhouette	İndeksin maksimum değerine karşılık gelen küme miktarı	$d_{i_{C_s}} = \frac{\sum_{j \in \{C_s\}} d_{ij}}{n_s}$ $a(i) = \frac{\sum_{j \in \{C_r \setminus i\}} d_{ij}}{n_r - 1}$ $b(i) = \min_{s \neq r} \{d_{i_{C_s}}\}$ $S(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{a(i); b(i)\}}$ $Silhouette = \frac{\sum_{i=1}^n S(i)}{n}$ (3.24)
Gap	İndeks > kritikDeğer eşitliğini sağlayan en az küme miktarı	$Gap(q) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \log W_{qb} - \log W_q$ (3.25)
Dindex	Grafiksel yöntem	$Gain = w(P^{q-1}) - w(P^q)$ $w(P^q) = \frac{1}{q} \sum_{k=1}^q \frac{1}{n_k} \sum_{x_i \in C_k} d(x_i, C_k)$ (3.26)
Dunn	İndeksin maksimum değerine karşılık gelen küme miktarı	$diam(C) = \max_{x,y \in C} d(x,y)$ $Dunn = \frac{\min_{1 \leq i < j \leq q} d(C_i, C_j)}{\max_{1 \leq k \leq q} diam(C_k)}$ (3.27)
Hubert	Grafiksel yöntem	$\Gamma(P, Q) = \frac{1}{N_t} \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{i < j} P_{ij} Q_{ij}$ $\bar{\Gamma} = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} \sum_{i < j} (P_{ij} - \mu_P)(Q_{ij} - \mu_Q)}{\sigma_P \sigma_Q}$ (3.28)
Sdindex	İndeksin minimum değerine karşılık gelen küme miktarı	$SDindex(q) = \alpha Scat(q) + Dis(q)$ (3.29)
Sdbw	İndeksin maksimum değerine karşılık gelen küme miktarı	$SDbw(q) = Scat(q) + Density.bw(q)$ (3.30)

Tablo 3.4. Küme geçerlilik indekslerinin hesaplanılmasında kullanılan değişkenler

Değişken	Açıklama
n	Gözlem sayısı
p	Değişken sayısı
q	Küme sayısı
z	Standart normal skoru (3.2)

Tablo 3.4. (Devam) Küme geçerlilik indekslerinin hesaplanılmasında kullanılan değişkenler

Değişken	Açıklama
s_d	Bütün uzaklıkların standart sapması
X	n bağımsız gözlemde ölçülen p değişkenin $n \times p$ veri matrisi
$\bar{X}$	Küme ortalamalarının $q \times p$ matrisi
$\bar{x}$	X veri matrisinin merkezi
n_k	C_k kümesinde bulunan nesne sayısı
c_k	C_k kümesinin merkezi
x_i	C_k kümesindeki i 'inci nesnenin p -boyutlu gözlem vektörü
W_q	q adet kümeye ayrılmış verinin grup içi dağılım matrisi
B_q	q adet kümeye ayrılmış verinin gruplar arası dağılım matrisi
N_t	Toplam gözlem çiftlerinin sayısı
N_w	Aynı kümeye ait gözlem çiftlerinin sayısı
N_b	Farklı kümeye ait gözlem çiftlerinin sayısı
S_w	Küme içi uzaklıklar toplamı
S_b	Kümeler arası uzaklıkların toplamı
$Je(2)/Je(1)$	İki kümeye ayrılmış verinin tek küme ile kümeler arası kare hata oranı
S_{min}	Veri kümesindeki tüm nokta çiftleri arasındaki en küçük N_w uzaklıklarının toplamı
S_{max}	Veri kümesindeki tüm nokta çiftleri arasındaki en büyük N_w uzaklıklarının toplamı
$s(+)$	Uyumlu karşılaştırma - küme içi benzerlik kümeler arası benzerlikten küçük
$s(-)$	Uyumsuz karşılaştırma - küme içi benzerlik kümeler arası benzerlikten büyük
$E(R^2)$	Rastgele kümeler oluşturulduğunda elde edilmesi beklenen kümeler arasındaki ortalama varyans oranı
d_{kl}	C_k ve C_l kümelerinin merkezleri arasındaki uzaklık
δ_k	C_k kümesinin yayılım ölçüsü
$\bar{S}_b$	Ortalama kümeler arası uzaklık
$\bar{S}_w$	Ortalama kümeler içi uzaklık
$\bar{S}$	Kümeler arasındaki kareler toplamının, toplam kareler toplamına oranı
$BGSS$	Kümeler arasındaki kareler toplamı
TSS	Toplam kareler toplamı
$COV(W_q)$	Kümeler içi birleşik kovaryans matrisi
$DIFF_q$	Küme sayısı artırıldığında kümeler içi varyans değişimini ölçen fark terimi
$a(i)$	C_r kümesi içindeki i 'inci nesnenin aynı küme içerisindeki diğer tüm nesnelere olan ortalama uzaklığı

Tablo 3.4. (Devam) Küme geçerlilik indekslerinin hesaplanılmasında kullanılan değişkenler

Değişken	Açıklama
$b(i)$	i 'inci nesnenin, kendi kümesinin dışındaki kümeler içinde en yakın ortalama uzaklığını veren kümeye olan uzaklığı
$d_{i_{C_s}}$	i 'inci nesnenin, C_s kümesindeki tüm nesnelere olan ortalama uzaklığı
B	Eş dağılımlı üretim yöntemi (Tibshirani vd., 2001) kullanılarak oluşturulan referans veri setlerinin sayısı
$w(P^q)$	Küme içi eylemsizlik göstergesi
P	Veri kümesinin yakınlık matrisi
Q	Nesnelerin ait oldukları kümelerin temsilci noktaları arasındaki mesafelerden oluşan $n \times n$ matris
μ_P	P matrisinin elemanlarının ortalaması
σ_P	P matrisinin elemanlarının standart sapması
$Scat(q)$	Kümelerin ortalama kompaktlığı, kümeler içi uzaklık göstergesi
$Dis(q)$	Kümelerin ortalama ayrışması, kümeler arası uzaklık göstergesi
$Density.bw(q)$	Kümeler arası yoğunluk göstergesi

Tablo 3.5. Küme geçerlilik indekslerine göre pozisyonların ideal küme sayıları

İndeks	PG	SG	SF	PF	C
CH	4	4	4	4	4
Duda	4	4	4	4	4
Cindex	10	7	10	5	10
Gamma	10	10	9	9	10
Beale	4	4	4	4	4
Ccc	8	4	9	5	10
Ptbiserial	5	4	4	4	4
Gplus	10	10	10	10	10
Db	10	4	5	4	10
Hartigan	7	5	5	10	5
Tau	4	5	4	4	4
Ratkowsky	4	4	4	4	4
Scott	5	5	5	5	10
Marriot	6	5	9	9	7
Ball	5	5	5	5	5
Trcovw	6	5	5	5	5
Tracew	7	5	5	9	5
Friedman	7	6	7	5	10
Mcclain	4	4	4	4	4

Tablo 3.5. (Devam) Küme geçerlilik indekslerine göre pozisyonların ideal küme sayıları

İndeks	PG	SG	SF	PF	C
Rubin	7	5	5	9	5
Kl	4	5	5	7	10
Silhouette	4	4	5	4	4
Gap	4	4	4	4	4
Dindex	9	6	7	8	7
Dunn	4	10	7	6	7
Hubert	6	6	6	6	6
Sdindex	9	4	5	4	4
Sdbw	10	8	10	10	9
Çoğunluk Kuralı	4	4	5	4	4

3.3. İkiye Ayıran K-ortalamlar Algoritması

BKM algoritması, bölücü hiyerarşik kümeleme (divisive hierarchical clustering) yapısının yorumlanabilirliğini ve k-ortalamlar algoritmasının verimliliğini birleştiren hibrit bir kümeleme yaklaşımıdır. Klasik k-ortalamlar algoritması tüm veri kümesini tek bir adımda k adet alt kümeye ayırırken, BKM algoritması her adımda yalnızca bir kümenin ikiye bölünmesine dayanır. Klasik k-ortalamlar algoritmasında olduğu gibi, BKM algoritması da veri noktaları arasındaki benzerliği ölçmek için Eşitlik 3.31'deki Öklid uzaklığı temelli bir mesafe ölçütü kullanır. Her veri noktası, bu uzaklık ölçütüne göre en yakın küme merkezine atanır.

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^d (x_i - y_i)^2} \quad (3.31)$$

Küme merkezleri, her adımda kümeye ait veri noktalarının ortalaması alınarak Eşitlik 3.32 ile güncellenir. Algoritmanın temel amacı, kümeler içindeki benzerliği maksimize ederken kümeler arası farkı artırmaktır. Bu amaçla, toplam kümeleme hatasını temsil eden SSE değeri Eşitlik 3.33 kullanılarak hesaplanır ve her iterasyonda bu değerin minimize edilmesi hedeflenir.

$$c_k = \frac{\sum_{x_i \in C_k} x_i}{|C_k|} \quad (3.32)$$

$$SSE = \sum_k \sum_{x_i \in C_k} \sum_{i=1}^d (x_i - c_k)^2 \quad (3.33)$$

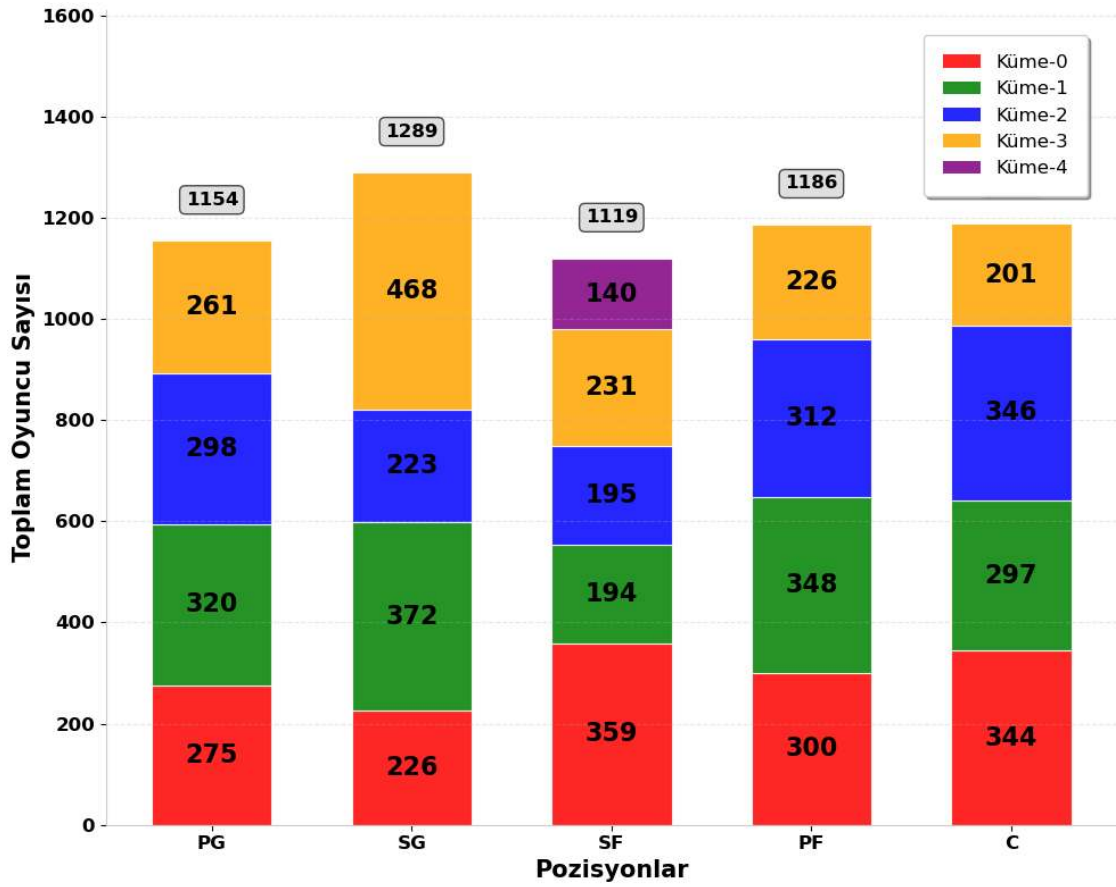
BKM algoritması, başlangıçta tüm veri noktalarını tek bir küme altında toplar ve her adımda mevcut kümelerden birini seçerek k-ortalamlar algoritmasını uygular. Bu işlem sonucunda elde edilen iki alt kümeden, kümeler arası farklılığı (inter-cluster dissimilarity) en yüksek olan bölünme seçilerek süreç tekrarlanır. Bu yinelemeli bölme işlemi, önceden belirlenen küme sayısına (k) ulaşıncaya kadar sürdürülür. Böylece, hiyerarşik yapıda ikiye bölünerek ilerleyen, ancak her adımında k-ortalamlar temelli optimizasyon yapan bir kümeleme hiyerarşisi elde edilir. Bu yöntemin temelini oluşturan fikir, ilk olarak Boley (1998) tarafından sunulan ana yön bölücü bölümlendirme (Principal Direction Divisive Partitioning - PDDP) algoritması ile ortaya çıkmıştır. PDDP, veri kümelerini özellik uzayında baskın yönler göre ayırmak amacıyla PCA kullanarak kümeleri yinelemeli şekilde bölmüştür. Ancak “ikiye ayıran k-ortalamlar” terimi ve bu yaklaşımın kümeleme bağlamında uygulaması; Steinbach ve diğerlerinin (2000) yaptıkları çalışmada detaylandırılmış; bu yöntemin, geleneksel k-ortalamlar ve aglomeratif HK algoritmalarına kıyasla daha yüksek performans sağladığı gösterilmiştir. Banerjee ve diğerleri (2015) çalışmasında sunulan BKM algoritmasının adımları Tablo 3.6.’da sözde kod biçiminde verilmiştir. Her bir pozisyona dayalı alt veri seti üzerinde BKM kümeleme algoritması Tablo 3.4’te verilen optimum küme sayıları ile uygulanmış ve pozisyona dayalı kümeler oluşturulmuştur.

Tablo 3.6. BKM algoritmasının sözde kodu (Banerjee vd., 2015)

Girdi: $x_i \in R^d, i = 1, 2, \dots, n$ $k \in Z^+; m = 300$	$\triangleright x_i, d$ boyutlu uzaydaki veri noktaları; n veri noktası sayısı; k istenen küme sayısı; m iterasyon sayısı sabiti
Çıktı: $C = \{C_1, C_2, \dots, C_k\}$	$\triangleright C, k$ adet küme içeren bir küme seti
1: Başlangıçta tüm veri noktalarını tek bir küme $C = \{X\}$ altında topla	
2: k adet küme elde edilene kadar tekrarla:	
3: C içindeki her küme için;	
4: Eşitlik 3.32'yi kullanarak küme merkezini hesapla	
5: Eşitlik 3.33'ü kullanarak SSE hesapla	
6: En büyük SSE'ye sahip kümeyi bölünecek üst küme olarak seç	
7: m sabit sayıda iterasyona ulaşana kadar tekrarla:	
8: K-ortalamlar:	
9: Seçilen üst kümeden rastgele iki nokta seçerek başlangıç merkezleri c_1 ve c_2 oluştur	
10: Küme atamaları değişmeyene kadar tekrarla:	
11: Üst kümedeki her bir x_i için;	
12: Eşitlik 3.31'i kullanarak $d(x_i, c_1)$ hesapla	
13: Eşitlik 3.31'i kullanarak $d(x_i, c_2)$ hesapla	
14: Eğer $d(x_i, c_1) < d(x_i, c_2)$ ise;	
15: x_i veri noktasını C_1 kümesine ata	
16: Değilse;	
17: x_i veri noktasını C_2 kümesine ata	
18: Eşitlik 3.32'yi kullanarak c_1 merkezini güncelle	
19: Eşitlik 3.32'yi kullanarak c_2 merkezini güncelle	
20: Eşitlik 3.31'i kullanarak elde edilen C_1 ve C_2 için $d(c_1, c_2)$ uzaklığını hesapla	
21: m adet deneme arasından kümeler arası farklılığı en yüksek olan bölünmeyi seç	
22: Seçilen üst kümeyi C kümesi içinden çıkar	
23: Elde edilen iki alt kümeyi C kümesine ekle	
24: Sonuç kümesi C 'yi döndür	

3.4. Kümelerin Oyuncu İstatistik Metrikleri Üzerinden İsimlendirilmesi

BKM algoritması ile oluşturulan kümeler, istatistiksel profilleri üzerinden incelenmiş ve oyun tarzlarını ifade eden anlamlı etiketlerle adlandırılmıştır. Pozisyona dayalı oluşturulan kümeleri daha anlamlı bir şekilde tanımlayabilmek amacıyla öznitelik olan gelişmiş oyuncu istatistik metrikleri üzerinden küme analizi yapılmıştır. Küme analizi her kümenin değerinden genel küme ortalamaları çıkarılarak elde edilen değerler üzerinden yapılmıştır. Oyuncu veri setleri üzerinde, Bölüm 3.2.'de elde edilen optimum küme sayısı değerleri kullanılarak BKM algoritması çalıştırıldıktan sonra, her bir pozisyon için oluşturulan kümelerdeki oyuncu sayıları Görsel 3.2.'de verilmiştir. PG pozisyonunda 1154, SG pozisyonunda 1289, SF pozisyonunda 1119, PF pozisyonunda 1186 ve C pozisyonunda 1188 oyuncu üzerinde gerçekleştirilen kümeleme işlemi sonucunda; PG, SG, PF ve C pozisyonları için dörder, SF pozisyonu için ise beş küme olmak üzere toplam 21 adet küme elde edilmiştir.



Görsel 3.2. Oyuncu kümeleri ve küme başına içerdikleri oyuncu sayıları

3.4.1 PG kümeleri

Basketbolda geleneksel olarak PG pozisyonundan temel olarak oyun organizasyonunu yönetme, takımı hücumda yönlendirme, tempo kontrolü sağlama, düşük top kaybı oranı, etkili karar verme konularında iyi olması beklenir. Bu geleneksel beklentiler çerçevesinde elde edilen kümelerin farklı PG tiplerini temsil ettiği ve modern basketbolda pozisyonun evrimini yansıttığı görülmektedir. Bölüm 3.4.'te verilen Görsel 3.2.'de de belirtildiği üzere PG pozisyonu bazında oyuncular BKM kümeleme algoritması kullanılarak 4 kümeye bölünmüştür. Tablo 3.7.'de PG pozisyonunda oynayan bütün oyuncuların ve oluşturulan PG kümelerinin ortalamaları verilmiştir. Görsel 3.3. bu kümelere ilişkin oyuncu performans profillerini, öznitelik olarak seçilen gelişmiş bireysel oyuncu ve şut istatistik metrikleri üzerinden bir radar grafiği biçiminde görselleştirmektedir. Radar grafiğinde her eksen bir metriği temsil etmekte olup, değerler normalize edilerek genel ortalama 0 noktasına yerleştirilmiştir. Bu sayede her kümenin ortalama PG profiline kıyasla hangi alanlarda güçlü veya zayıf olduğu simetrik ve dengeli bir şekilde görülebilmektedir.

Tablo 3.7. PG kümelerinin gelişmiş oyuncu ve şut istatistik metrikleri ortalamaları

Metrik	PG-0	PG-1	PG-2	PG-3	Ortalama
PER	10.332	12.493	14.178	19.821	14.071
TS%	0.482	0.539	0.52	0.56	0.525
3PAr	0.333	0.514	0.205	0.336	0.351
FTr	0.181	0.182	0.286	0.305	0.236
ORB%	1.879	2.01	2.888	2.228	2.255
DRB%	9.05	9.804	10.891	11.643	10.321
AST%	23.501	20.341	26.901	34.996	26.103
STL%	1.798	1.738	2.002	1.93	1.864
BLK%	0.505	0.704	0.831	0.73	0.695
TOV%	16.896	13.353	16.256	14.09	15.114
USG%	17.828	18.074	20.528	26.304	20.51
Dist.	15.082	17.354	10.89	14.618	14.524
0-3ft%	0.21	0.166	0.338	0.228	0.235
3-10ft%	0.134	0.124	0.199	0.149	0.152
10-16ft%	0.108	0.081	0.119	0.121	0.106
16-3P%	0.221	0.116	0.149	0.161	0.16
%Assisted2P	0.316	0.376	0.312	0.218	0.309

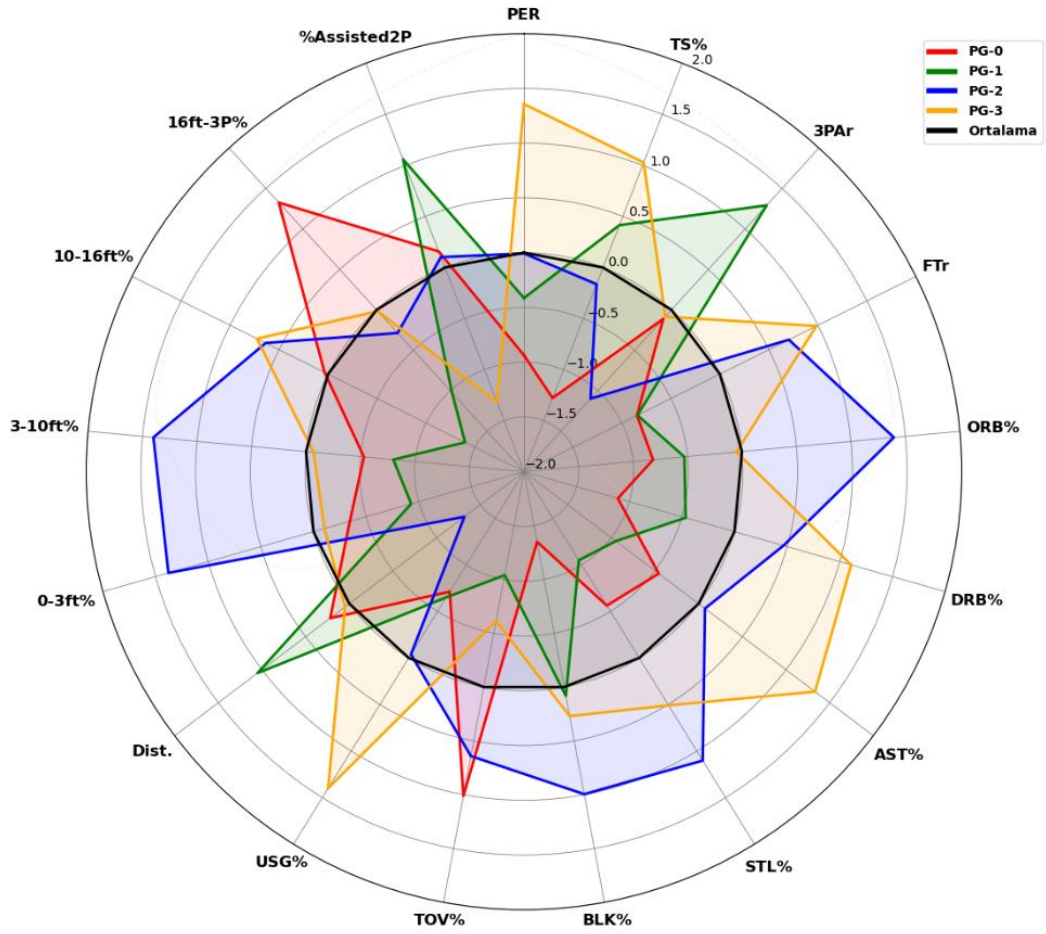
PG-0 kümesinde bulunan oyuncuların PER (-3.738), TS% (-0.044), 3PAr (-0.018), FTr (-0.055), ORB% (-0.376), DRB% (-1.271) AST% (-2.601), STL% (-0.066), BLK% (-0.191), USG% (-2.682), 0-3ft (-0.025), 3-10ft (-0.018) değerleri ortalamaları bütün PG'lerin ortalamalarından düşüktür. TOV% (+1.782), Dist. (+0.557), 10-16ft (+0.002), 16-3P (+0.061) ve Assisted2P (+0.006) değerleri ise tüm PG ortalamalarından yüksektir. Bu kümedeki oyuncuların PER, TS%, AST% ve USG% istatistik metriklerindeki belirgin azalma, temel oyun kurma fonksiyonlarında yetersiz kaldıklarını göstermektedir. Özellikle AST% istatistik metriğindeki ciddi azalma, geleneksel PG rolünün kritik sorumluluklarından biri olan top dağıtım becerisindeki zayıflığı ortaya koymaktadır. Bu özneliklerden yola çıkarak bu kümede bulunan oyuncuların top kaybına yatkın ve düşük verimlilikle oynayan, ayrıca şut tehdidi sınırlı olan PG profili örneği olduğu düşünülebilir. Bu yüzden bu kümeye “*Top Kaybına Yatkın Pasör*” (*Turnover-Prone Distributor*) ismi verilmiştir. Bu kümede bulunan oyunculara örnek olarak Ish Smith (23-24), Jameer Nelson (17-18) ve Norris Cole (15-16) verilebilir.

PG-1 kümesinde bulunan oyuncuların PER (-1.577), FTr (-0.055), ORB% (-0.245), DRB% (-0.517), AST% (-5.762), STL% (-0.126), TOV% (-1.76), USG% (-2.437), 0-3ft (-0.069), 3-10ft (-0.027), 10-16ft (-0.025) ve 16-3P (-0.044) değerleri ortalamaları bütün PG'lerin ortalamalarından düşüktür. TS% (+0.014), 3PAr (+0.163), BLK% (+0.009), Dist. (+2.83) ve Assisted2P (+0.066) değerleri ise tüm PG ortalamalarından yüksektir. Bu kümedeki oyuncular, geleneksel PG rolünden köklü bir sapma gösteren ancak modern basketbolun gerektirdiği işlevlerde uzmanlaşmış bir profil ortaya koymaktadır. AST% ve USG% istatistik metriklerindeki belirgin azalma, geleneksel oyun kurma sorumluluklarından uzaklaştıklarını göstermektedir. Bu durum, “oyun kurucu” unvanına rağmen, bu oyuncuların birincil rolünün top dağıtımını olmadığını işaret etmektedir. Bununla birlikte TS%, 3PAr ve Dist. istatistik metriklerindeki artış; bu kümenin sahada dış şut uzmanı olarak yer aldığını göstermektedir. Bu özneliklerden yola çıkarak bu kümede bulunan oyuncuların topsuz oyunda aktif, dış şutlarda etkili ve asist katkısı zayıf olan bir dış şutör profili örneği olduğu düşünülebilir. Bu yüzden bu kümeye “*Topsuz Şutör*” (*Off-Ball Shooter*) ismi verilmiştir. Bu kümede bulunan oyunculara örnek olarak Cory Joseph (23-24), Leandro Barbosa (09-10) ve Patty Mills (20-21) verilebilir.

PG-2 kümesinde bulunan oyuncuların TS% (-0.006), 3PAr (-0.146), Dist. (-3.635), ve 16-3P (-0.011) değerleri ortalamaları bütün PG'lerin ortalamalarından düşüktür. PER (+0.107), FTr (+0.049), ORB% (+0.633), DRB% (+0.57), AST% (+0.798), STL%

(+0.138), BLK% (+0.136), TOV% (+1.143), USG% (+0.018), 0-3ft (+0.103), 3-10ft (+0.048), 10-16ft (+0.013) ve Assisted2P (+0.003) değerleri ise tüm PG ortalamalarından yüksektir. Bu küme, geleneksel PG rolünün bazı temel fonksiyonlarını korurken, oyun tarzı açısından farklılaşan bir profil sergilemektedir. AST% metriğindeki artış, temel oyun kurma sorumluluklarının yerine getirildiğini göstermektedir ancak TOV% metriğindeki yükseklik, geleneksel PG'lerden beklenen top güvenliği konusunda sorunlar yaşadığını gösterir. ORB%, DRB% ve 0-3ft istatistik metriklerindeki artış bu oyuncuların pota altında aktif olduğunu fakat 3PAr ve Dist. istatistik metriklerindeki düşüş, dış şut tehdidinin sınırlı olduğunu göstermektedir. Bu özneliliklerden yola çıkarak bu kümede bulunan oyuncuların hücum ve savunma ribaundu kovalayan, içeri penetre eden, oyun kurucu yönü öne çıkan ancak dış şutu sınırlı bir PG profili olduğu düşünülebilir. Bu yüzden bu kümeye “*Delici Oyun Kurucu*” (*Slashing Playmaker*) ismi verilmiştir. Bu kümede bulunan oyunculara örnek olarak Ben Simmons (20-21), Russell Westbrook (23-24), Delon Wright (22-23) verilebilir.

PG-3 kümesinde bulunan oyuncuların 3PAr (-0.015), ORB% (-0.026), TOV% (-1.024), 0-3ft (-0.007), 3-10ft (-0.002) ve Assisted2P (-0.091) değerleri ortalamaları bütün PG'lerin ortalamalarından düşüktür. PER (+5.751), TS% (+0.035), FTr (+0.068), DRB% (+1.322), AST% (+8.894), STL% (+0.066), BLK% (+0.035), USG% (+5.793), Dist. (+0.093), 10-16ft (+0.015) ve 16-3P (+0.001) değerleri ise tüm PG ortalamalarından yüksektir. Bu küme, geleneksel PG rolünün ideal özelliklerini modern basketbolun gerektirdiği çok boyutlu katkılarla birleştiren en kapsamlı profili sunmaktadır. AST% metriğindeki olağanüstü yükseklik, bu kümenin geleneksel oyun kurma görevinde çok başarılı olduğunu göstermektedir. PER ve USG% istatistik metrikleri, bu oyuncuların takımın hücum organizasyonunda baskın rol oynadıklarını ortaya koymaktadır. TOV% metriğindeki düşüş, yüksek kullanım oranına rağmen top güvenliğinin korunduğunu işaret etmektedir. DRB% ve TS% istatistik metriklerindeki artış, bu kümenin çok yönlü katkı sağladıklarını göstermektedir. Bu özneliliklerden yola çıkarak bu kümede bulunan oyuncuların topu yöneten, hücumu organize eden, yüksek kullanım oranına ve üretkenliğe sahip baskın bir lider profili örneği olduğu düşünülebilir. Bu yüzden bu kümeye “*Hücum Yönlendiren Skorlar*” (*High-Usage Creator*) ismi verilmiştir. Bu kümede bulunan oyunculara örnek olarak Tony Parker (08-09), Ricky Rubio (14-15), Russell Westbrook (17-18) verilebilir.



Görsel 3.3. PG ortalamalarının ve kümelerinin radar grafiği

3.4.2 SG kümeleri

Basketbolda geleneksel olarak SG pozisyonundan çok yönlü skor üretme, uzun mesafe şutlarda yüksek yüzdeye sahip olma, ikincil top dağıtıcı rolü üstlenme konularında iyi olması beklenir. Bölüm 3.4.'te verilen Görsel 3.2.'de de belirtildiği üzere SG pozisyonu bazında oyuncular BKM kümeleme algoritması kullanılarak 4 kümeye bölünmüştür. Tablo 3.8.'de SG pozisyonunda oynayan bütün oyuncuların ve oluşturulan SG kümelerinin ortalamaları verilmiştir. Görsel 3.4. bu kümelere ilişkin oyuncu performans profillerini, öznitelik olarak seçilen gelişmiş bireysel oyuncu ve şut istatistik metrikleri üzerinden bir radar grafiği biçiminde görselleştirmektedir. Radar grafiğinde her eksen bir metriği temsil etmekte olup, değerler normalize edilerek genel ortalama 0 noktasına yerleştirilmiştir. Bu sayede her kümenin ortalama SG profiline kıyasla hangi alanlarda güçlü veya zayıf olduğu simetrik ve dengeli bir şekilde görülebilmektedir.

Tablo 3.8. SG kümelerinin gelişmiş oyuncu ve şut istatistik metrikleri ortalamaları

Metrik	SG-0	SG-1	SG-2	SG-3	Ortalama
PER	12.262	15.973	10.428	11.179	12.623
TS%	0.516	0.544	0.535	0.546	0.538
3PAr	0.257	0.337	0.449	0.557	0.423
FTr	0.286	0.272	0.213	0.159	0.223
ORB%	3.946	2.206	3.313	1.81	2.559
DRB%	11.925	10.926	11.783	10.093	10.947
AST%	14.122	19.757	10.046	10.182	13.613
STL%	1.933	1.634	1.719	1.4	1.616
BLK%	1.077	0.801	1.193	0.734	0.893
TOV%	14.003	11.894	12.342	9.813	11.586
USG%	19.274	24.958	15.277	17.53	19.589
Dist.	10.987	14.771	14.503	18.501	15.416
0-3ft%	0.368	0.211	0.276	0.136	0.223
3-10ft%	0.18	0.147	0.137	0.086	0.129
10-16ft%	0.086	0.125	0.058	0.073	0.087
16-3P%	0.136	0.180	0.096	0.149	0.147
Assisted2P	0.47	0.360	0.587	0.596	0.504

SG-0 kümesinde bulunan oyuncuların PER (-0.36), TS% (-0.022), 3PAr (-0.165), USG% (-0.315), Dist. (-4.428), 10-16 (-0.002), 16-3P (-0.011) ve Assisted2P (-0.034) değerleri ortalamaları bütün SG'lerin ortalamalarından düşüktür. FTr (+0.063), ORB% (+1.388), DRB% (+0.978), AST% (+0.509), STL% (+0.317), BLK% (+0.185), TOV% (+2.417), 0-3ft (+0.146) ve 3-10ft (+0.051) değerleri ise tüm SG ortalamalarından yüksektir. 3PAr, Dist. ve 16-3P istatistik metriklerindeki düşme, bu kümenin geleneksel dış şut tehdidi sorumluluklarından uzaklaştıklarını göstermektedir. TS% ve PER istatistik metriklerindeki azalma iste bu önermeyi desteklemekte ve bu kümenin genel şut etkinliği ve performansı açısından ortalama altında kaldığını belirtmektedir. Buna rağmen ORB%, 0-3ft ve 3-10ft istatistik metriklerindeki yükseklik, bu kümenin potaya yakın alanlardaki baskınlığını göstermektedir. AST% metriğindeki artış, geleneksel SG beklentilerinin üzerinde oyun kurma katkısı sağladıklarını göstermektedir fakat TOV% metriğindeki yükseklik, oyun kurma konusunda top güvenliği açısından risk oluşturduklarını ortaya koymaktadır. Bu özniteliklerden yola çıkarak bu kümede bulunan oyuncuların potaya gitmeyi seven, savunma arkası koşullarla iki sayılık basketler bulan ama oyun kurucu özellikleri sınırlı bir oyuncu profili örneği olduğu düşünülebilir. Bu yüzden bu kümeye

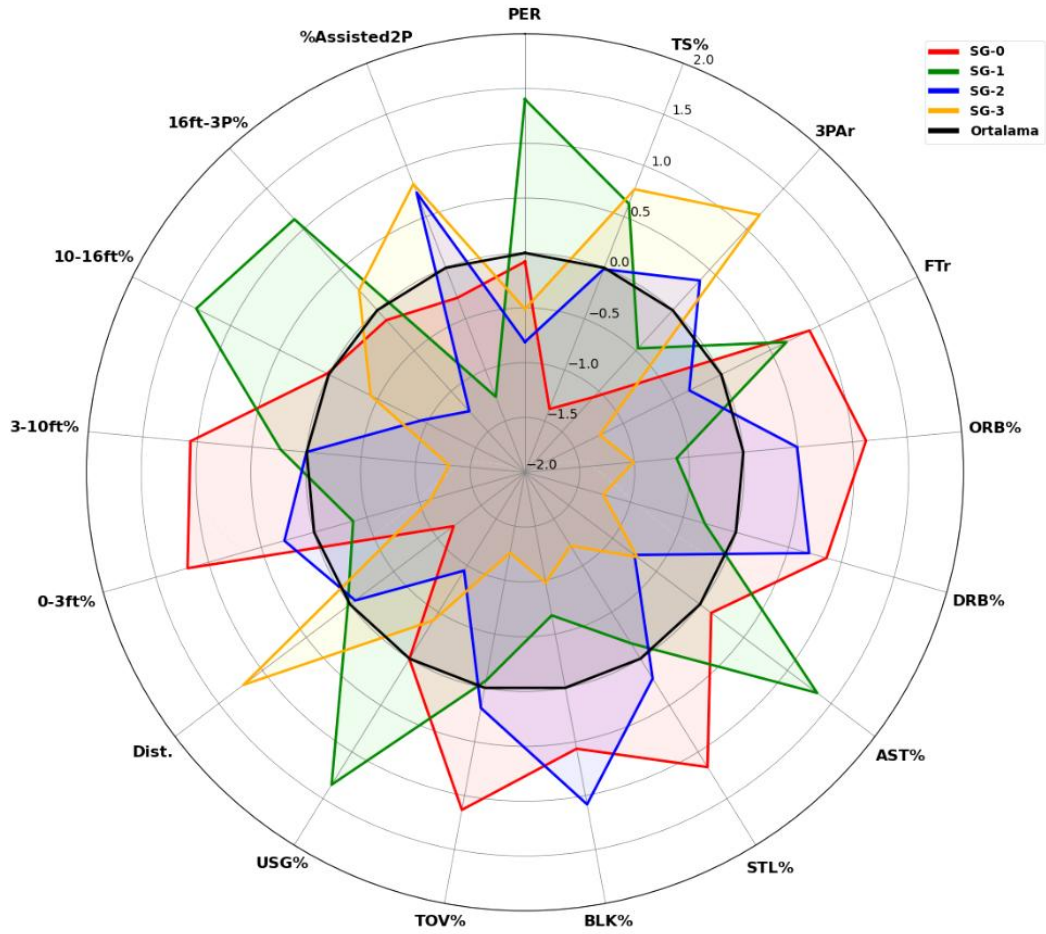
“Fiziksel Delici” (*Physical Slasher*) ismi verilmiştir. Bu kümede bulunan oyunculara örnek olarak DeMar DeRozan (09-10), Jaylen Brown (18-19) ve Talen Horton-Tucker (21-22) verilebilir.

SG-1 kümesinde bulunan oyuncuların 3PAr (-0.085), ORB% (-0.353), DRB% (-0.021), BLK% (-0.092), Dist. (-0.644), 0-3ft (-0.012) ve Assisted2P (-0.144) değerleri ortalamaları bütün SG’lerin ortalamalarından düşüktür. PER (+3.35), TS% (+0.006), FTr (+0.049), AST% (+6.144), STL% (+0.018), TOV% (+0.309), USG% (+5.368), 3-10ft (+0.018), 10-16ft (+0.038) ve 16-3P (+0.034) değerleri ise tüm SG ortalamalarından yüksektir. AST%, PER ve USG% istatistik metriklerindeki yükseklik, bu kümenin takımın hücum organizasyonunda ve oyun kurmada baskın rol oynadığını göstermektedir. TOV% metriğindeki artış, yüksek kullanım oranının doğal sonucu olacak kabul edilebilir. Bu özniteliklerden yola çıkarak bu kümede bulunan oyuncuların hem skor hem asist katkısı veren, yüksek verimlilikle oynayan ancak zaman zaman top kaybı yapan bir oyuncu profili örneği olduğu düşünülebilir. Bu yüzden bu kümeye “Çok Yönlü Skorer” (*All-Around Scorer*) ismi verilmiştir. Bu kümede bulunan oyunculara örnek olarak Donovan Mitchell (23-24), Bradley Beal (21-22) ve Dwyane Wade (07-08) verilebilir.

SG-2 kümesinde bulunan oyuncuların PER (-2.194), TS% (-0.003), FTr (-0.01), AST% (-3.567), USG% (-4.313), Dist. (-0.912), 10-16ft (-0.03) ve 16-3P (-0.051) değerleri ortalamaları bütün SG’lerin ortalamalarından düşüktür. 3PAr (+0.027), ORB% (+0.754), DRB% (+0.836), STL% (+0.103), BLK% (+0.3), TOV% (+0.756), 0-3ft (+0.053), 3-10ft (+0.009) ve Assisted2P (+0.082) değerleri ise tüm SG ortalamalarından yüksektir. AST% ve USG% istatistik metriklerindeki belirgin düşüş, bu kümedeki oyuncuların oyun kurma ve top kullanma sorumluluklarından uzak durduklarını göstermektedir. PER metriğindeki düşüş, genel performans katkısının düşük olduğunu gösterir. Assisted2P metriğindeki artış, takım arkadaşları tarafından yaratılan pozisyonları değerlendirdiklerini gösterir. Ribaunt istatistik metriklerindeki pozitif performans, bu kümenin sahanın iki bölümünde de katkı sağladığını gösterir. Bu özniteliklerden yola çıkarak bu kümede bulunan oyuncuların takım arkadaşlarının hazırladığı pozisyonları değerlendiren, etkili dış ve orta mesafe şutlara sahip ama düşük top kullanımına sahip bir oyuncu profili olduğu düşünülebilir. Bu yüzden bu kümeye “Topsuz Skorer” (*Off-ball Scorer*) ismi verilmiştir. Bu kümede bulunan oyunculara örnek

olarak Furkan Korkmaz (23-24), Matisse Thybulle (20-21) ve Brandon Rush (14-15) verilebilir.

SG-3 kümesinde bulunan oyuncuların PER (-1.443), FTr (-0.064), ORB% (-0.749), DRB% (-0.854), AST% (-3.43), STL% (-0.217), BLK% (-0.159), TOV% (-1.773), USG% (-2.06), 0-3ft (-0.086), 3-10ft (-0.043) ve 10-16ft (-0.015) değerleri ortalamaları bütün SG'lerin ortalamalarından düşüktür. TS% (+0.008), 3PAr (+0.135), Dist. (+3.085), 16-3P (+0.002) ve Assisted2P (+0.092) değerleri ise tüm SG ortalamalarından yüksektir. 3PAr, Dist. ve 16-3P istatistik metriklerindeki artış, bu kümenin geleneksel SG beklentilerinin merkezinde yer alan dış şut becerisinde güçlü performans sergilediğini göstermektedir. Bununla birlikte diğer çoğu istatistik metriğinde görülen negatif performans, genel oyun katkısının sınırlı olduğunu göstermektedir. Bu özniteliklerden yola çıkarak bu kümede bulunan oyuncuların çizgi gerisinden etkili, topsuz oyunda aktif, bireysel üretimi düşük olan bir topsuz şutör profili örneği olduğu düşünülebilir. Bu yüzden bu kümeye “*Dış Şut Uzmanı*” (*Perimeter Specialist*) ismi verilmiştir. Bu kümede bulunan oyunculara örnek olarak Wesley Matthews (20-21), Grayson Allen (23-24) ve JJ Redick (07-08) verilebilir.



Görsel 3.4. SG ortalamalarının ve kümelerinin radar grafiği

3.4.3 SF kümeleri

Geleneksel SF pozisyonu; çok yönlü skor üretme, birden fazla pozisyonu savunabilme, ribaunt katkısı, ikincil oyun kurma gibi takımın ihtiyaçlarına göre çeşitli roller üstlenmesi beklenen çok yönlü bir pozisyonudur. Bölüm 3.4.'te verilen Görsel 3.2'de de belirtildiği üzere SF pozisyonu bazında oyuncular BKM kümeleme algoritması kullanılarak 5 kümeye bölünmüştür. Tablo 3.9.'da SF pozisyonunda oynayan bütün oyuncuların ve oluşturulan SG kümelerinin ortalamaları verilmiştir. Görsel 3.5. bu kümelere ilişkin oyuncu performans profillerini, seçilen gelişmiş bireysel oyuncu ve şut istatistik metrikleri üzerinden bir radar grafiği biçiminde görselleştirmektedir. Radar grafiğinde her eksen bir metriği temsil etmekte olup, değerler normalize edilerek genel ortalama 0 noktasına yerleştirilmiştir. Bu sayede her kümenin ortalama SF profiline kıyasla hangi alanlarda güçlü veya zayıf olduğu simetrik ve dengeli bir şekilde görülebilmektedir.

Tablo 3.9. SF kümelerinin gelişmiş oyuncu ve şut istatistik metrikleri ortalamaları

Metrik	SF-0	SF-1	SF-2	SF-3	SF-4	Ortalama
PER	10.779	10.388	17.786	11.989	13.112	12.474
TS%	0.529	0.56	0.558	0.527	0.54	0.54
3PAr	0.466	0.658	0.291	0.303	0.175	0.399
FTr	0.196	0.141	0.319	0.255	0.323	0.236
ORB%	3.348	2.378	3.329	4.471	6.851	3.847
DRB%	12.897	11.85	15.177	14.377	15.739	13.774
AST%	8.955	8.179	17.149	9.628	8.936	10.385
STL%	1.547	1.285	1.696	1.621	1.899	1.587
BLK%	1.195	1.028	1.243	1.43	1.979	1.321
TOV%	11.206	9.735	11.641	11.91	13.094	11.408
USG%	16.251	14.872	24.924	17.873	15.684	17.787
Dist.	15.88	19.421	13.941	12.346	8.87	14.549
0-3ft%	0.227	0.132	0.239	0.304	0.473	0.259
3-10ft%	0.109	0.07	0.139	0.185	0.164	0.13
10-16ft%	0.068	0.047	0.136	0.09	0.066	0.081
16-3P%	0.129	0.092	0.193	0.129	0.137	0.135
%Assisted2P	0.608	0.691	0.424	0.561	0.645	0.585

SF-0 kümesinde bulunan oyuncuların PER (-1.695), TS% (-0.012), FTr (-0.04), ORB% (-0.498), DRB% (-0.877), AST% (-1.43), STL% (-0.04), BLK% (-0.126), TOV% (-0.202), USG% (-1.536), 0-3ft (-0.032), 3-10ft (-0.021), 10-16ft (-0.012) ve 16-3P (-0.006) değerleri ortalamaları bütün SF'lerin ortalamalarından düşüktür. 3PAr (+0.067), Dist. (+1.33) ve Assisted2P (+0.023) değerleri ise tüm SF ortalamalarından yüksektir. İstatistik metriklerinin çoğunluğundaki düşüş, genel performans katkısının ve oyun organizasyonundaki rollerinin sınırlı olduğunu göstermektedir. Bununla birlikte, 3PAr, Dist. ve Assisted2P istatistik metriklerindeki artış, dış şut tehdidi ve alan açma açısından pozitif katkı sağladıklarını ortaya koymaktadır. TOV% metriğindeki düşüş ise top güvenliği konusunda güvenilir olduklarını belirtmektedir. Bu özelliklerden yola çıkarak bu kümede bulunan oyuncuların çok yönlü katkı veren, hem dış şut tehdidi hem de savunma istikrarı sunan fakat öne çıkan özelliği bulunmayan dengeli bir kanat oyuncu profili örneği olduğu düşünülebilir. Bu yüzden bu kümeye “*Dengeli Kanat*” (*Balanced Wing*) ismi verilmiştir. Bu kümede bulunan oyunculara örnek olarak Cedi Osman (20-21), Tayshaun Prince (13-14) ve Cam Reddish (23-24) verilebilir.

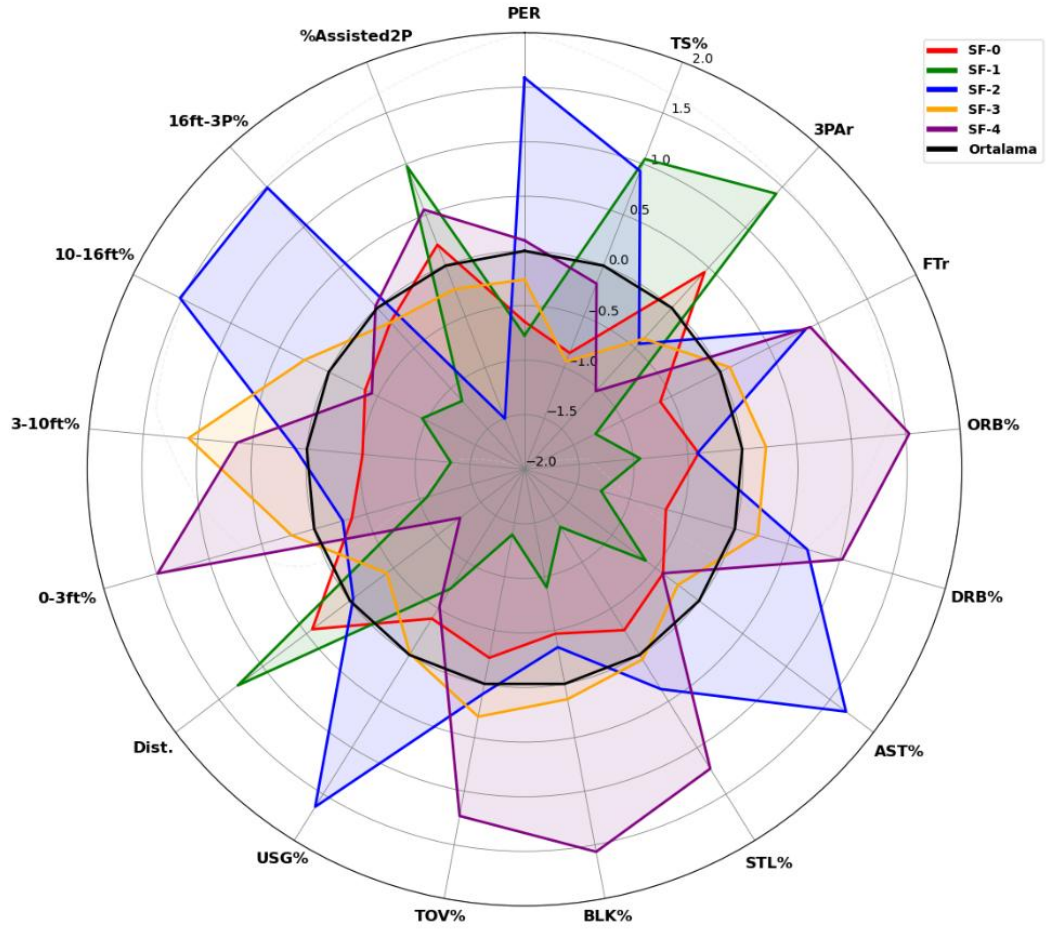
SF-1 kümesinde bulunan oyuncuların PER (-2.086), FTr (-0.095), ORB% (-1.469), DRB% (-1.924), AST% (-2.206), STL% (-0.302), BLK% (-0.293), TOV% (-1.674), USG% (-2.915), 0-3ft (-0.127), 3-10ft (-0.06), 10-16ft (-0.033) ve 16-3P (-0.043) değerleri ortalamaları bütün SF'lerin ortalamalarından düşüktür. TS% (+0.02), 3PAr (+0.259), Dist. (+4.871) ve Assisted2P (+0.106) değerleri ise tüm SF ortalamalarından yüksektir. Bu kümedeki oyuncuların PER, USG%, AST% ve ribaunt istatistik metriklerindeki düşüş, genel oyun katkısının sınırlı olduğunu işaret etmektedir. 3PAr, Dist. ve Assisted2P istatistik metriklerindeki artış ise dış şut tehdidi ve topsuz oyundaki etkinliklerini ortaya koymaktadır. Bu özniteliklerden yola çıkarak bu kümede bulunan oyuncuların dış şut ağırlıklı oynayan, potaya az giden ve bireysel üretimi sınırlı olan bir dış şutör oyuncu profili örneği olduğu düşünülebilir. Bu yüzden bu kümeye “Alan Açıcı” (*Floor Spacer*) ismi verilmiştir. Bu kümede bulunan oyunculara örnek olarak Sam Hauser (23-24), Mike Dunleavy (15-16) ve Hidayet Türkoğlu (14-15) verilebilir.

SF-2 kümesinde bulunan oyuncuların 3PAr (-0.108), ORB% (-0.518), BLK% (-0.078), Dist. (-0.609), 0-3ft (-0.021) ve Assisted2P (-0.161) değerleri ortalamaları bütün SF'lerin ortalamalarından düşüktür. PER (+5.312), TS% (+0.018), FTr% (+0.083), DRB% (+1.403), AST% (+6.764), STL% (+0.11), TOV% (+0.233), USG% (+7.137), 3-10ft (+0.009), 10-16ft (+0.055) ve 16-3P (+0.058) değerleri ise tüm SF ortalamalarından yüksektir. Bu kümenin PER, USG% ve AST% istatistik metriklerindeki olağanüstü yükseklik, bu kümenin takımın hücum organizasyonunda baskın rol oynadığını göstermektedir. Bu istatistik metrikleri, geleneksel SF rolünün ötesinde, neredeyse birincil oyun kurucusu olarak işlev gördüklerini ortaya koymaktadır. TS% metriği ile şut etkinliği korunurken DRB%, 10-16ft% ve 16-3P% istatistik metriklerindeki pozitif performans, sağladıkları katkının çok yönlü olduğunu desteklemektedir. TOV% metriğindeki artış, yüksek kullanım oranının doğal sonucu olarak kabul edilebilir. Bu özniteliklerden yola çıkarak bu kümede bulunan oyuncuların oyun kurucu özelliği bulunan, asist katkısı yüksek, verimli bir top yönlendirici ve çok yönlü oyuncu profili olduğu düşünülebilir. Bu yüzden bu kümeye “Oyun Kuran Forvet” (*Point Forward*) ismi verilmiştir. Bu kümede bulunan oyunculara örnek olarak LeBron James (16-17), DeMar DeRozan (23-24) ve Paul Pierce (09-10) verilebilir.

SF-3 kümesinde bulunan oyuncuların PER (-0.485), TS% (-0.013), 3PAr (-0.095), AST% (-0.757), Dist. (-2.203), 16-3P (-0.006) ve Assisted2P (-0.024) değerleri ortalamaları bütün SF'lerin ortalamalarından düşüktür. FTr (+0.019), ORB% (+0.625),

DRB% (+0.603), STL% (+0.035), BLK% (+0.109), TOV% (+0.501), USG% (+0.086), 0-3ft (+0.044), 3-10ft (+0.055) ve 10-16ft (+0.01) değerleri ise tüm SF ortalamalarından yüksektir. DRB%, ORB%, 0-3ft% ve 3-10ft% istatistik metriklerindeki pozitif değerlere karşılık TS%, 3PAr, 16-3P% ve Dist. istatistik metriklerindeki düşüş; boyalı alan katkısı ve hücumdaki fiziksel varlıklarını göstermektedir. STL% ve BLK% değerlerindeki artış ise savunmada da aynı fiziksel varlığın gösterildiğini desteklemektedir. Buna rağmen AST% ve PER% istatistik metriklerindeki düşüş, genel oyun katkısının ortalama altında kaldığını göstermektedir. Bu özneliliklerden yola çıkarak bu kümede bulunan oyuncuların ribauntlarda etkili, fiziksel özellikleriyle pota çevresinde varlık gösteren fakat dış şutu zayıf olan bir hücumcu oyuncu profili olduğu düşünülebilir. Bu yüzden bu kümeye “*Atletik Delici*” (*Athletic Slasher*) ismi verilmiştir. Bu kümede bulunan oyunculara örnek olarak Josh Hart (23-24), Harrison Barnes (14-15) ve Jeff Green (07-08) verilebilir.

SF-4 kümesinde bulunan oyuncuların TS% (-0.001), 3PAr (-0.224), AST% (-1.449), USG% (-2.103), Dist. (-5.679) ve 10-16ft (-0.015) değerleri ortalamaları bütün SF’lerin ortalamalarından düşüktür. PER (+0.638), FTr (+0.088), ORB% (+3.005), DRB% (+1.965), STL% (+0.312), BLK% (+0.658), TOV% (+1.686), 0-3ft (+0.214), 3-10ft (+0.034), 16-3P (+0.002) ve Assisted2P (+0.06) değerleri ise tüm SF ortalamalarından yüksektir. Bu kümenin DRB%, ORB%, STL% ve BLK% istatistik metriklerindeki pozitif artış hem ribaunt kontrolünde hem de savunma istatistiklerinde başarılı olduklarını göstermektedir. Bu değerler, SF kümeleri arasında savunma katkısı açısından en güçlü profili temsil etmektedir. Bununla birlikte, hücum katkısı ciddi sınırlılık göstermektedir. 3PAr, AST%, USG% ve Dist. istatistik metriklerindeki düşüş, uzak mesafe şut tehdidinin ve oyun kurma katkısının minimal olduğunu göstermektedir. TOV% metriğindeki artış, sınırlı organizasyon katkısını desteklemektedir. Bu özneliliklerden yola çıkarak bu kümede bulunan oyuncuların savunmada aktif, top çalma ve blok katkısı sunan ama hücumda sınırlı rol üstlenen bir savunmacı oyuncu profili olduğu düşünülebilir. Bu yüzden bu kümeye “*Savunmacı Kanat*” (*Defensive Wing*) ismi verilmiştir. Bu kümede bulunan oyunculara örnek olarak Amen Thompson (23-24), James Johnson (13-14) ve Kris Humphries (08-09) verilebilir.



Görsel 3.5. SF ortalamalarının ve kümelerinin radar grafiği

3.4.4 PF kümeleri

PF pozisyonundan geleneksel olarak potanın altında fiziksel üstünlük kurma, güçlü ribaunt katkısı, sırtı dönük skor üretme, perde ve devrilme ile oyun organizasyonuna katkı sağlama ve orta mesafe şutlarda başarılı olmaları beklenir. Bölüm 3.4.'te verilen Görsel 3.2.'de de belirtildiği üzere PF pozisyonu bazında oyuncular BKM kümeleme algoritması kullanılarak 4 kümeye bölünmüştür. Tablo 3.10.'da PF pozisyonunda oynayan bütün oyuncuların ve oluşturulan PF kümelerinin ortalamaları verilmiştir. Görsel 3.6. bu kümelere ilişkin oyuncu performans profillerini, öznetelik olarak seçilen gelişmiş bireysel oyuncu ve şut metrikleri üzerinden bir radar grafiği biçiminde görselleştirmektedir. Radar grafiğinde her eksen bir metriği temsil etmekte olup, değerler normalize edilerek genel ortalama 0 noktasına yerleştirilmiştir. Bu sayede her kümenin ortalama PF profiline kıyasla hangi alanlarda güçlü veya zayıf olduğu simetrik ve dengeli bir şekilde görülebilmektedir.

Tablo 3.10. *PF kümelerinin gelişmiş oyuncu ve şut istatistik metrikleri ortalamaları*

Metrik	PF-0	PF-1	PF-2	PF-3	Ortalama
PER	16.349	15.191	13.922	10.815	14.316
TS%	0.532	0.556	0.545	0.552	0.546
3PAr	0.092	0.092	0.376	0.598	0.263
FTr	0.297	0.366	0.243	0.167	0.278
ORB%	7.543	10.092	4.978	4.369	7.011
DRB%	19.431	19.578	17.599	15.462	18.236
AST%	11.337	8.548	10.279	7.673	9.542
STL%	1.451	1.501	1.315	1.303	1.402
BLK%	2.034	2.581	1.724	1.657	2.041
TOV%	11.685	13.664	11.314	10.735	11.987
USG%	21.68	17.192	19.949	14.508	18.541
Dist.	10.607	6.614	14.446	17.501	11.759
0-3ft%	0.312	0.513	0.242	0.194	0.33
3-10ft%	0.186	0.243	0.157	0.107	0.18
10-16ft%	0.15	0.074	0.095	0.044	0.093
16-3P%	0.257	0.082	0.123	0.059	0.132
Assisted2P	0.622	0.642	0.59	0.68	0.631

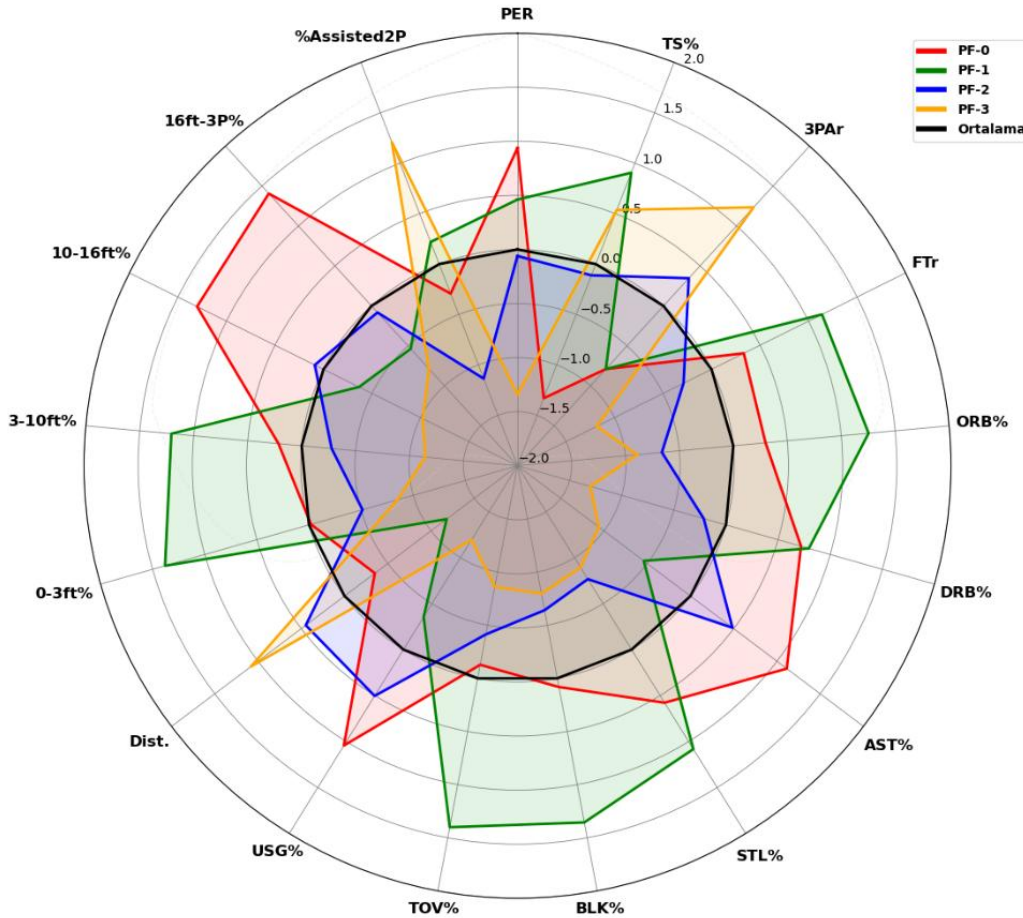
PF-0 kümesinde bulunan oyuncuların TS% (-0.014), 3PAr (-0.171), BLK% (-0.007), TOV% (-0.302), Dist. (-1.152), 0-3ft (-0.018) ve Assisted2P (-0.008) değerleri ortalamaları bütün PF'lerin ortalamalarından düşüktür. PER (+2.033), FTr (+0.019), ORB% (+0.531), DRB% (+1.195), AST% (+1.795), STL% (+0.049), USG% (+3.139), 3-10ft (+0.006), 10-16ft (+0.057) ve 16-3P (+0.124) değerleri ise tüm PF ortalamalarından yüksektir. Yüksek PER, USG% ve AST% istatistik metrikleri, bu kümenin takımın hücum organizasyonunda önemli rol oynadığını göstermektedir. DRB% ve ORB% istatistik metriklerindeki artış, geleneksel PF beklentilerinden olan ribaunt katkısını sağladıklarını ortaya koymaktadır. 3-10ft%, 10-16ft% ve 16-3P% istatistik metriklerindeki pozitif performans, geleneksel sırtı dönük oyundaki başarıyı, TOV% metriğindeki düşüklük ise top kullanmada güvenilir olduklarını gösterir. 3PAr ve Dist. istatistik metriklerindeki düşüş ise dış şut tehdidinin sınırlı olduğunu gösterir. Bu öz niteliklerden yola çıkarak bu kümede bulunan oyuncuların içeride oynayan, sırtı dönük oyun tehdidi sunan, dış şut kullanmayan uzun forvet oyuncu profili örneği olduğu düşünülebilir. Bu yüzden bu kümeye “Klasik Uzun Forvet” (*Traditional Big Forward*)

ismi verilmiştir. Bu kümede bulunan oyunculara örnek olarak LaMarcus Aldridge (15-16), Pau Gasol (12-13) ve David West (07-08) verilebilir.

PF-1 kümesinde bulunan oyuncuların 3PAr (-0.171), AST% (-0.994), USG% (-1.349), Dist. (-5.145), 10-16ft (-0.019), 16-3P (-0.051) değerleri ortalamaları bütün PF'lerin ortalamalarından düşüktür. PER (+0.875), TS% (+0.01), FTr (+0.088), ORB% (+3.081), DRB% (+1.342), STL% (+0.1), BLK% (+0.54), TOV% (+1.677), 0-3ft (+0.183), 3-10ft (+0.063) ve Assisted2P (+0.011) değerleri ise tüm PF ortalamalarından yüksektir. ORB% metriği, tüm PF kümeleri arasında hücum ribaundu kontrolü açısından en başarılı olan küme olduklarını göstermektedir. DRB% metriğindeki ortalama üstü performans, genel ribaunt katkılarını desteklemektedir. BLK% ve STL% istatistik metriklerindeki artış, savunmada aktif rol aldıklarını göstermektedir. Bununla birlikte AST%, USG%, 3PAr ve Dist. istatistik metriklerindeki düşüş, oyun organizasyonu ve uzak mesafe atış katkısının minimal olduğunu gösterir. Bu özniteliklerden yola çıkarak bu kümede bulunan oyuncuların içeride oynayan, sırtı dönük oyun tehdidi sunan, dış şut kullanmayan uzun forvet oyuncu profili örneği olduğu düşünülebilir. Bu yüzden bu kümeye “*Ribaunt Uzmanı*” (*Rebounding Specialist*) ismi verilmiştir. Bu kümede bulunan oyunculara örnek olarak Jarred Vanderbilt (21-22), David Lee (07-08) ve Tristan Thompson (14-15) verilebilir.

PF-2 kümesinde bulunan oyuncuların PER (-0.395), TS% (-0.001), FTr (-0.035), ORB% (-2.034), DRB% (-0.637), STL% (-0.086), BLK% (-0.317), TOV% (-0.673), 0-3ft (-0.088), 3-10ft (-0.023), 16-3P (-0.01) ve Assisted2P (-0.041) değerleri ortalamaları bütün PF'lerin ortalamalarından düşüktür. 3PAr (+0.113), AST% (+0.737), USG% (+1.408), Dist. (+2.687) ve 10-16ft (+0.002) değerleri ise tüm PF ortalamalarından yüksektir. 3PAr, Dist., USG%, TOV% ve AST% istatistik metriklerindeki artış, oyun organizasyonunun ve dış şut katkısının geleneksel PF pozisyonu sorumluluklarına kıyasla geliştiğini göstermektedir. Bununla birlikte ORB%, DRB%, STL% ve BLK% istatistik metriklerindeki düşüş, geleneksel PF'lerin güçlü yanı olan pota altı baskınlığının azaldığını gösterir. Bu özniteliklerden yola çıkarak bu kümede bulunan oyuncuların çizgi gerisinden şut kullanabilen, dışa açılan, pas opsiyonu olarak değerlendirilebilen bir oyuncu profili örneği olduğu düşünülebilir. Bu yüzden bu kümeye “*Esnek Uzun Forvet*” (*Stretch Four*) ismi verilmiştir. Bu kümede bulunan oyunculara örnek olarak Bojan Bogdanović (21-22), Karl-Anthony Towns (23-24) ve Boris Diaw (09-10) verilebilir.

PF-3 kümesinde bulunan oyuncuların PER (-3.501), FTr (-0.112), ORB% (-2.642), DRB% (-2.773), AST% (-1.869), STL% (-0.099), BLK% (-0.384), TOV% (-1.252), USG% (-4.033), 0-3ft (-0.136), 3-10ft (-0.073), 10-16ft (-0.049) ve 16-3P (-0.073) değerleri ortalamaları bütün PF'lerin ortalamalarından düşüktür. TS% (+0.006), 3PAr (+0.335), Dist. (+5.742) ve Assisted2P (+0.05) değerleri ise tüm PF ortalamalarından yüksektir. 3PAr ve Dist. istatistik metriklerindeki ciddi artış, bu kümenin geleneksel PF rolünden uzaklaşıp dış şut katkısına odağın arttığını göstermektedir. Bununla birlikte bu kümenin geleneksel sorumluluklarından uzaklaştığı; diğer istatistik metriklerindeki ciddi düşüklük ile desteklenmektedir. Bu özneliliklerden yola çıkarak bu kümede bulunan oyuncuların dış şut odaklı oynayan, içeri devrilmeyen, ribaunt katkısı zayıf olan bir küçük top oyun tarzına uygun kısa forvet oyuncu profili örneği olduğu düşünülebilir. Bu yüzden bu kümeye “*Yay Odaklı Forvet*” (*Perimeter-Oriented Forward*) ismi verilmiştir. Bu kümede bulunan oyunculara örnek olarak Dorian Finney-Smith (22-23), Brian Scalabrine (09-10) ve Dāvis Bertāns (18-19) verilebilir.



Görsel 3.6. PF ortalamalarının ve kümelerinin radar grafiği

3.4.5 C kümeleri

Geleneksel C pozisyonundan pota altında oyunun iki yönünde de baskın olmaları, ribaunt ve savunma desteğinde yüksek performans göstermeleri fakat dış atışlarda aktif olmamaları beklenir. Bölüm 3.4.'te verilen Görsel 3.2.'de de belirtildiği üzere C pozisyonu bazında oyuncular BKM kümeleme algoritması kullanılarak 4 kümeye bölünmüştür. Tablo 3.11.'de C pozisyonunda oynayan bütün oyuncuların ve oluşturulan C kümelerinin ortalamaları verilmiştir. Görsel 3.7. bu kümelere ilişkin oyuncu performans profillerini, öznitelik olarak seçilen gelişmiş bireysel oyuncu istatistik metrikleri üzerinden bir radar grafiği biçiminde görselleştirmektedir. Radar grafiğinde her eksen bir metriği temsil etmekte olup, değerler normalize edilerek genel ortalama 0 noktasına yerleştirilmiştir. Bu sayede her kümenin ortalama C profiline kıyasla hangi alanlarda güçlü veya zayıf olduğu simetrik ve dengeli bir şekilde görülebilmektedir.

Tablo 3.11. C kümelerinin gelişmiş oyuncu ve şut istatistik metrikleri ortalamaları

Metrik	C-0	C-1	C-2	C-3	Ortalama
PER	14.257	18.571	16.439	16.198	16.299
TS%	0.585	0.594	0.541	0.577	0.573
3PAr	0.019	0.021	0.038	0.377	0.086
FTr	0.477	0.388	0.306	0.255	0.368
ORB%	11.229	12.576	9.199	7.123	10.28
DRB%	20.335	24.773	21.424	21.002	21.874
AST%	6.176	8.68	10.155	11.502	8.862
STL%	1.289	1.274	1.203	1.275	1.258
BLK%	3.943	4.005	3.35	3.244	3.668
TOV%	16.735	14.266	13.232	11.971	14.292
USG%	13.598	18.347	20.408	19.701	17.802
Dist.	4.156	4.482	9.72	13.791	7.488
0-3ft%	0.654	0.55	0.324	0.278	0.468
3-10ft%	0.208	0.327	0.227	0.174	0.237
10-16ft%	0.065	0.068	0.156	0.076	0.094
16-3P%	0.051	0.034	0.216	0.082	0.1
Assisted2P	0.689	0.657	0.656	0.67	0.668

C-0 kümesinde bulunan oyuncuların PER (-2.042), 3PAr (-0.066), DRB% (-1.54), AST% (-2.686), USG% (-4.203), Dist. (-3.332), 3-10ft (-0.03), 10-16ft (-0.029) ve 16-3P (-0.049) değerleri ortalamaları bütün C'lerin ortalamalarından düşüktür. TS% (+0.012),

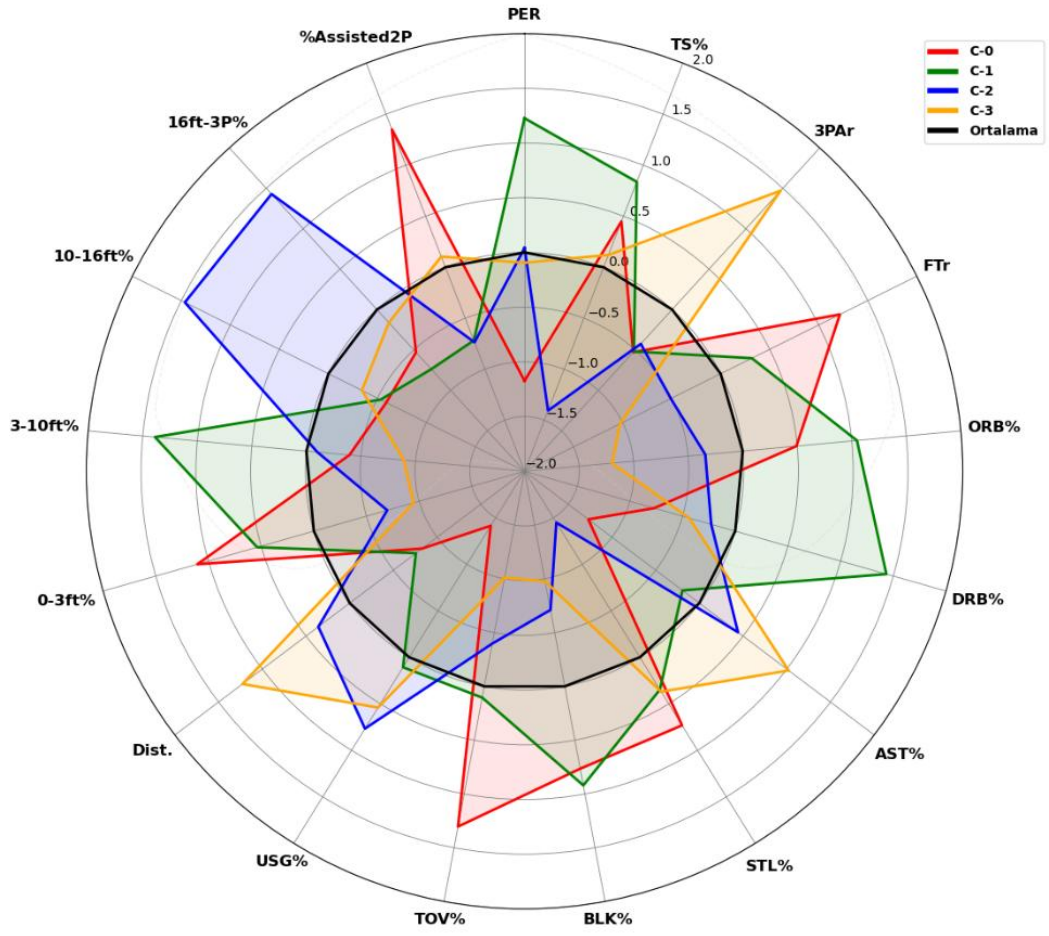
FTr (+0.11), ORB% (+0.949), STL% (+0.031), BLK% (+0.275), TOV% (+2.444), 0-3ft (+0.186) ve Assisted2P (+0.021) değerleri ise tüm C ortalamalarından yüksektir. ORB%, BLK% ve 0-3ft% istatistik metriklerindeki artış, geleneksel pota altı ve savunma baskınlığını yansıtmaktadır. FTr metriğindeki artış ise potanın altında aldıkları faullerin göstergesidir. Dist. metriğindeki düşüş ise şut tercihlerinin pota yakınından olduğunu desteklemektedir. Bununla birlikte PER, USG%, AST% ve DRB% istatistik metriklerindeki düşüş, genel performans katkısının ve oyun organizasyonundaki rollerinin minimal olduğunu göstermektedir. 3PAr ve 16-3P% istatistik metriklerindeki negatif performans, alan açma katkısının olmadığını ortaya koymaktadır. TOV% metriğindeki yükseklik, sınırlı top kullanım becerilerinin risk yarattığını işaret etmektedir. Bu özneliliklerden yola çıkarak bu kümede bulunan oyuncuların potaya yakın oynayan, faul çizgisine giden, verimli ama dış şut tehdidi olmayan pivot oyuncu profili örneği olduğu düşünülebilir. Bu yüzden bu kümeye “*Potaya Yakın Oynayan Pivot*” (*Low-Post Anchor*) ismi verilmiştir. Bu kümede bulunan oyunculara örnek olarak Dwight Powell (23-24), Mitchell Robinson (20-21) ve Tyson Chandler (08-09) verilebilir.

C-1 kümesinde bulunan oyuncuların 3PAr (-0.065), AST% (-0.182), TOV% (-0.025), Dist. (-3.006), 10-16ft (-0.027), 16-3P (-0.066) ve Assisted2P (-0.012) değerleri ortalamaları bütün C’lerin ortalamalarından düşüktür. PER (+2.272), TS% (+0.021), FTr (+0.021), ORB% (+2.297), DRB% (+2.899), STL% (+0.016), BLK% (+0.338), USG% (+0.546), 0-3ft (+0.082) ve 3-10ft (+0.089) değerleri ise tüm C ortalamalarından yüksektir. Bu küme, geleneksel C rolünün en güçlü yönlerini maksimize eden ve pota altı baskınlığı konusunda elit seviyede performans sergileyen profili ortaya koymaktadır. ORB% ve DRB% istatistik metrikleri, tüm C kümeleri arasında ribaunt kontrolü açısından en baskın performansı temsil etmektedir. BLK% ve PER istatistik metrikleri, savunma katkısı ve genel performans açısından güçlü etkilerini göstermektedir. USG% ve TS% istatistik metrikleri, hücum verimliliğini koruyarak içerden oyunda etkili olduklarını ortaya koymaktadır. Bununla birlikte, Dist. ve 3PAr istatistik metriklerindeki negatif performans, uzun mesafe atışlarda geleneksel C pozisyonu rol tanımına uygun şekilde etkilerinin düşük olduğunu ifade etmektedir. Bu özneliliklerden yola çıkarak bu kümede bulunan oyuncuların ribauntlarda üstün, içerden bitirici, uzun mesafeli şutlardan kaçınan, fiziksel olarak baskın bir oyuncu profili örneği olduğu düşünülebilir. Bu yüzden bu kümeye “*Elit Ribauntçu Pivot*” (*Elite Rebounding Big*) ismi verilmiştir. Bu kümede

bulunan oyunculara örnek olarak Dwight Powell (23-24), Mitchell Robinson (20-21) ve Tyson Chandler (08-09) verilebilir.

C-2 kümesinde bulunan oyuncuların TS% (-0.032), 3PAr (-0.048), FTr (-0.061), ORB% (-1.081), DRB% (-0.451), STL% (-0.055), BLK% (-0.318), TOV% (-1.06), 0-3ft (-0.144), 3-10ft (-0.01) ve Assisted2P (-0.012) istatistikleri bütün C kümelerinde bulunan C'lerin ortalamalarından düşüktür. PER (+0.14), AST% (+1.293), USG% (+2.607), Dist. (+2.232), 10-16ft (+0.062) ve 16-3P (+0.116) değerleri ise tüm C'lerin ortalamalarından düşüktür. AST% ve USG% istatistik metriklerindeki artış ile TOV% metriğindeki düşüş, bu kümenin geleneksel C pozisyonunun ötesinde oyun kurma işlevi gördüğünü göstermektedir. Dist., 10-16ft% ve 16-3P% istatistik metriklerindeki pozitif performans, oyuncuların pota altında sınırlı kalmak yerine daha geniş alandaki aktifliklerini ortaya koymaktadır. Bununla birlikte ORB%, DRB%, STL% ve BLK% istatistik metriklerindeki düşüş, geleneksel C pozisyonunun güçlü yanları olan ribaunt ve savunma katkısındaki azalmayı göstermektedir. Bu özniteliklerden yola çıkarak bu kümede bulunan oyuncuların pas dağıtımında aktif, orta mesafe şut kullanabilen, oyun kurucu rolü üstlenebilen bir oyuncu profili örneği olduğu düşünülebilir. Bu yüzden bu kümeye “*Pasör Pivot*” (*Playmaking Big*) ismi verilmiştir. Bu kümede bulunan oyunculara örnek olarak DeMarcus Cousins (15-16), Nikola Jokic (23-24) ve Chris Bosh (08-09) verilebilir.

C-3 kümesinde bulunan oyuncuların PER (-0.102), FTr (-0.113), ORB% (-3.157), DRB% (-0.873), BLK% (-0.424), TOV% (-2.321), 0-3ft (-0.19), 3-10ft (-0.063), 10-16ft (-0.018) ve 16-3P (-0.018) değerleri ortalamaları bütün C'lerin ortalamalarından düşüktür. TS% (+0.004), 3PAr (+0.292), AST% (+2.64), STL% (+0.017), USG% (+1.9), Dist. (+6.303), ve Assisted2P (+0.001) değerleri ise tüm C ortalamalarından yüksektir. 3PAr, Dist. ve AST% istatistik metriklerindeki artış, bu kümenin geleneksel potanın altı varlığı yaklaşımından tamamen uzaklaşarak modern alan açma ve oyun kurma gerekliliklerine odaklandığını göstermektedir. Bununla birlikte ORB%, DRB%, BLK% istatistik metriklerindeki ciddi düşüş; geleneksel C pozisyonu sorumluluklarının tam tersi yönünde bir oyun tarzını benimsediklerini göstermektedir. Bu istatistiklerden yola çıkarak bu kümede bulunan oyuncuların dış şuta yönelen, içeriden oynamayan, alan açan bir oyuncu profili örneği olduğu düşünülebilir. Bu yüzden bu kümeye “*Esnek Pivot*” (*Stretch Five*) ismi verilmiştir. Bu kümede bulunan oyunculara örnek Brook Lopez (23-24), Myles Turner (21-22) ve Spencer Hawes (13-14) verilebilir.



Görsel 3.7. C ortalamalarının ve kümelerinin radar grafiği

4. KÜME ANALİZİ SONUÇLARI

Bu bölümde, oluşturulan oyuncu kümelerinin beşli kadroların kazanma ve fark atma üzerindeki etkileri analiz edilmiştir. Analiz, Bölüm 3.1.'de de belirtilen 369 adet beşli kadro veri seti üzerinden gerçekleştirilmiştir. Tablo 4.1., oluşturulan kümelerin bu kümeleri içeren beşli kadrolar içerisindeki dağılımını, ürettikleri ortalama NetRTG'yi, Kazanma ve Fark Atma oranlarını göstermektedir. Kazanma oranı, NetRTG değerinin sıfırdan büyük olduğu kadroların toplam kadro sayısına bölünmesiyle hesaplanmıştır. Fark atma oranı ise NetRTG değerinin 5'ten büyük olduğu kadroların toplam kadro sayısına bölünmesiyle belirlenmiştir. Analiz sonuçları, farklı pozisyon kümelerinin beşli kadro performansı üzerinde belirgin etkilere sahip olduğunu göstermektedir. Alan açma becerisi olan oyuncuların (SF-1, PF-3) az sayıda olmalarına rağmen yüksek etki gösterdikleri, geleneksel pivot oyuncuların (C-0) hâlâ etkili olduğu ve bazı oyuncu profillerinin (PG-0, SF-3) takım performansını sınırlayabileceği tespit edilmiştir. Bu bulgular, takım kompozisyonunda oyuncu seçiminin stratejik önemini vurgulamaktadır. Son olarak BKM algoritması ile oluşturulan kümelerin kalitesi ve tekli, ikili, üçlü kombinasyon performansları, HK algoritması ile elde edilen kümelerle karşılaştırılmış ve BKM algoritmasının daha yüksek performans gösterdiği görülmüştür.

4.1. Kümelerin Bulunduğu Kadroların Kazanma ve Fark Atma Oranlarına Göre İncelenmesi

Bu bölümde oluşturulan kümelerin bulundukları beşli kadroların Tablo 4.1.'de verilen ortalama NetRTG değerleri ile beraber Kazanma ve Fark Atma oranlarına etkileri incelenmiştir.

PG kümeleri incelendiğinde, PG-3 (Hücum Yönlendiren Skorlar) kümesinin bulunduğu beşli kadroların en yüksek Kazanma (%74.9) ve Fark Atma (%58.1) oranlarına sahip olduğu görülmüştür. Ancak, ortalama NetRTG değeri en yüksek olan küme, 5.8 ile PG-1 (Topsuz Şutör) kümesidir. Bu durum, PG-3 kümesindeki oyuncuların takımın genel performansına katkısının daha istikrarlı olduğunu, ancak PG-1 kümesindeki oyuncuların kadroda bulunduklarında daha yüksek verimlilik sağladığını göstermektedir. PG-0 (Top Kaybına Yatkın Pasör) kümesi ise tüm istatistik metriklerinde en düşük performansı sergilemektedir.

SG kümelerinde SG-3 (Dış Şut Uzmanı) kümesinin bulunduğu beşli kadroların en yüksek ortalama NetRTG (5.57) ve Kazanma oranına (%77.5) sahip olduğu görülmüştür.

Buna karşılık, en yüksek Fark Atma oranını (%57.8) ise SG-0 (Fiziksel Delici) kümesinin bulunduğu kadrolar elde etmiştir. Bu bulgu, SG-3 (Dış Şut Uzmanı) kümesindeki oyuncuların takımın kazanma potansiyelini artırmada etkili olduğunu, SG-0 kümesindeki oyuncuların ise diğer kümelere kıyasla maçları daha büyük fark yaratma kapasitesine sahip olduğunu ortaya koymaktadır.

SF kümelerine bakıldığında SF-1 (Alan Açıcı) kümesinin bulunduğu beşli kadroların tüm kategorilerde (ortalama NetRTG: 9.64; Kazanma: %94.9; Fark Atma: %74.4) açık ara lider olduğu görülmüştür. Ancak, bu kümenin beşli kadrolarda bulunma sayısı diğer kümelere kıyasla oldukça düşüktür (39). Bu sonuç, SF-1 kümesindeki oyuncuların takım başarısı için son derece değerli, fakat nadir bulunan elit bir oyuncu tipi olduğunu ve kadroda yer aldıklarında istisnai bir performans sunduklarını göstermektedir. SF-3 (Atletik Delici) kümesi ise tüm istatistik metriklerinde en zayıf performansı göstermektedir.

PF kümelerinden PF-3 (Yay Odaklı Forvet) kümesinin, tıpkı SF-1 (Alan Açıcı) kümesinde olduğu gibi, incelenen üç kategoride de (ortalama NetRTG: 9.64; Kazanma: %94.9; Fark Atma: %74.4) lider konumda olduğu görülmüştür. PF-3 kümesinin de beşli kadrolarda bulunma sayısı diğer kümelere oranla düşüktür. Bu durum, PF-3 kümesindeki oyuncuların SF-1 kümesindeki oyuncular gibi takımların genel başarısı için kritik bir role sahip olduğunu ve bu tip oyuncuların başarılı kadroların önemli bir parçası olduğunu göstermektedir. PF-2 (Esnek Uzun Forvet) kümesi ise en düşük performans değerlerini göstermektedir.

C kümeleri incelendiğinde, C-0 (Potaya Yakın Oynayan Pivot) kümesi, üç istatistikte de (ortalama NetRTG: 7.45; Kazanma: %80; Fark Atma: %60) en etkili küme olarak öne çıkmaktadır. C-3 (Esnek Pivot) kümesinin Kazanma oranı %75.9 ile yüksek olsa da, C-0 kümesinin gerisinde kalmaktadır. C-1 (Elit Ribauntçu Pivot) kümesinin çoğu değerinde geride kalması, modern basketbolda geleneksel C pozisyonu beklentilerinden uzaklaştığını desteklemektedir.

Sonuç olarak beşli kadro analizleri, hücum yönlendirme ve dış şut tehdidinin takım başarısında belirleyici roller oynadığını göstermektedir. Alan açma becerisi olan SF-1 (Alan Açıcı) ve PF-3 (Yay Odaklı Forvet) kümelerinin az sayıda olmalarına rağmen yer aldığı kadrolar üzerinde hem galibiyet hem de skor farkı açısından yüksek etki gösterdikleri görülmüştür. Yay odaklı oyunu destekleyen, fakat az bulunan geleneksel pivot oyuncuların (C-0) hala etkili olduğu görülmüştür. Buna karşın, düşük performanslı

kümelerin büyük oranda top kaybına yatkın (PG-0) veya atletik güce dayalı (SF-3) ancak düşük verimlilik gösteren oyuncu profillerinden oluştuğu gözlemlenmiştir. Bu oyuncu profillerinin takım performansını sınırlayabileceği tespit edilmiştir. Bu bulgular, takım kompozisyonunda oyuncu seçiminin stratejik önemini vurgulamakta ve modern basketbolda saha yayılımı, dış şut etkinliği ve pas trafiği dengesinin takım başarısında merkezi bir rol üstlendiğini ortaya koymaktadır.

Tablo 4.1. Oyuncu kümelerinin beşli kadrolar üzerindeki etkileri ve istatistikleri

Yapılan İsimlendirme	Küme	Bulunma Sayısı	Ortalama NetRTG	Kazanma (%)	FarkAtma (%)
Top Kaybına Yatkın Pasör	PG-0	32	2.55	71.9	40.6
Topsuz Şutör	PG-1	74	5.8	71.6	54.1
Delici Oyun Kurucu	PG-2	75	4.03	66.7	46.7
Hücum Yönlendiren Skorer	PG-3	191	5.47	74.9	58.1
Fiziksel Delici	SG-0	45	5.04	73.3	57.8
Çok Yönlü Skorer	SG-1	165	4.69	70.9	50.9
Topsuz Skorer	SG-2	47	5.37	70.2	53.2
Dış Şut Uzmanı	SG-3	120	5.57	77.5	55
Dengeli Kanat	SF-0	96	3.91	71.9	52.1
Alan Açıcı	SF-1	39	9.64	94.9	74.4
Oyun Kuran Forvet	SF-2	124	4.79	69.4	53.2
Atletik Delici	SF-3	62	2.58	59.7	37.1
Savunmacı Kanat	SF-4	36	4.43	69.4	38.9
Klasik Uzun Forvet	PF-0	130	4.96	71.5	53.1
Ribaunt Uzmanı	PF-1	90	5.2	72.2	52.2
Esnek Uzun Forvet	PF-2	107	3.72	65.4	44.9
Yay Odaklı Forvet	PF-3	38	7.44	81.6	68.4
Potaya Yakın Oynayan Pivot	C-0	75	7.45	80	60
Elit Ribauntçu Pivot	C-1	119	4.08	71.4	52.1
Pasör Pivot	C-2	126	5.01	70.6	54.8
Esnek Pivot	C-3	54	4.99	75.9	53.7

4.2. Kümelerin Beşli Kadro Performansı Üzerindeki Etkisi

Bu bölümde oluşturulan kümelerin beşli kadroların oyun tarzları üzerindeki etkileri, Bölüm 3.1.'de tanımlanan ve 369 adet beşli kadroyu içeren veri seti üzerinden yedi adet gelişmiş kadro metriği kullanılarak analiz edilmiştir. Değerlendirme sürecinde, kümelerin bulunduğu beşli kadroların istatistiksel ortalamalarının, tüm beşli kadroların ortalama değerlerine oranları esas alınmıştır. Elde edilen bu ortalamalar kullanılarak, her küme için ayrı ısı haritaları oluşturulmuştur. Isı haritalarının yanı sıra, kümelerin kadrolar üzerindeki etkilerini görsel olarak daha kolay yorumlayabilmek amacıyla radar grafikleri hazırlanmıştır. Radar grafikleri oluşturulurken her kümenin değerinden genel küme ortalaması çıkarılarak veriler merkezlenmiş ve sıfır ortalamalı hale getirilmiştir.

4.2.1. PG kümelerinin etkileri

PG pozisyon kümelerinin beşli kadro performansı üzerindeki etkilerinin analizi, farklı PG profillerinin kadro dinamikleri üzerinde belirgin ve ölçülebilir etkilere sahip olduğunu ortaya koymaktadır. PG-1 kümesi en kapsamlı pozitif etkiyi sağlarken, PG-0 kümesi genel performans düşüklüğüne neden olmaktadır. PG-2 ve PG-3 kümeleri ise farklı alanlarda pozitif etkiler yaratarak, beşli kadro kompozisyonunda PG seçiminin stratejik önemini vurgulamaktadır. Bu bulgular, takım kurma stratejilerinde PG pozisyonunun sadece bireysel yetenekler açısından değil, beşli kadro sinerjisi açısından da değerlendirilmesi gerektiğini ortaya koymaktadır. PG kümelerinin beşli kadroların oyun tarzı üzerindeki etkisini göstermek amacıyla, bu kümeleri içeren beşli kadroların ortalamalarının genel beşli kadro ortalamalarına göre farklarını içeren iki görsel sunulmuştur: Görsel 4.1.'de sayısal değerleri detaylı gösteren ısı haritası; Görsel 4.2.'de ise ortalamaları sıfır noktası etrafında görsel olarak karşılaştırmayı kolaylaştıran radar grafiği yer almaktadır.

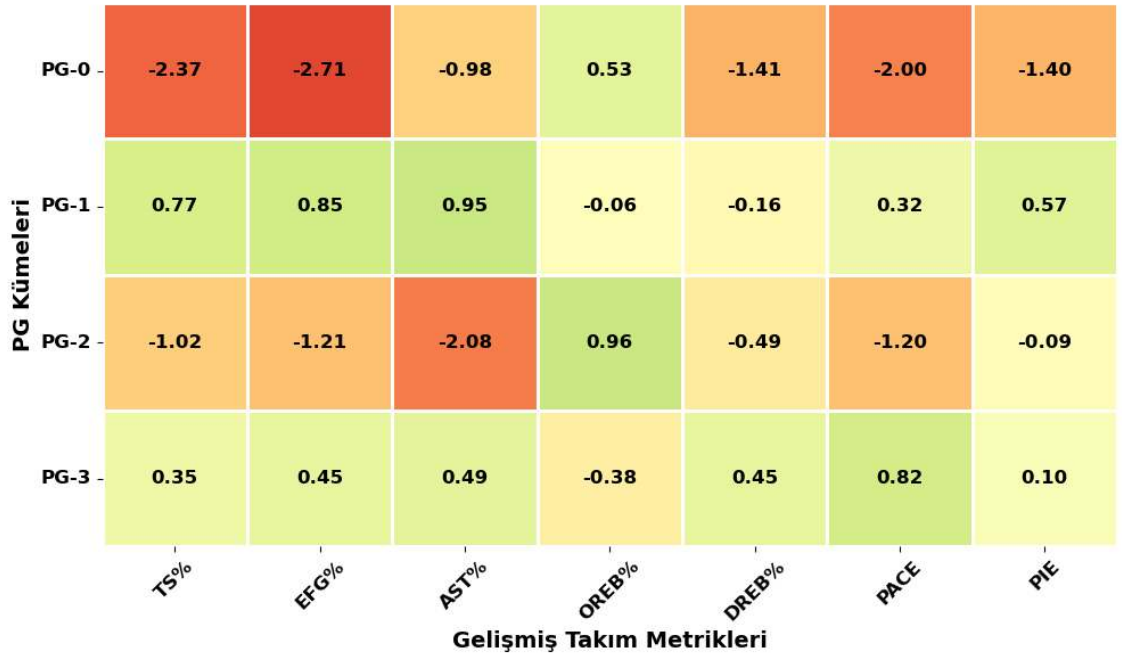
PG-0 kümesinin yer aldığı beşli kadrolar, genel ortalamaya kıyasla belirgin şekilde düşük performans göstermektedir. Bu kadrolarda TS% (-2.366) ve EFG% (-2.714) değerlerindeki ciddi düşüş, kadronun genel şut etkinliğinin olumsuz etkilendiğini göstermektedir. AST% metriğindeki düşüş (-0.979), bu kümenin yer aldığı kadrolarda oyun kurma becerilerindeki yetersizliklerin kadro genelinde hissedildiğini ortaya koymaktadır. PACE değerindeki azalma (-2.005) ve PIE skorundaki düşüş (-1.402), bu kümenin yer aldığı kadroların daha yavaş tempolu ve genel olarak daha az etkili oyun sergilediklerini işaret etmektedir. DREB% metriğindeki düşük performans (-1.413), bu

kümenin yer aldığı kadroların savunma ribaundu kontrolünde de sorunlar yaşadığını göstermektedir.

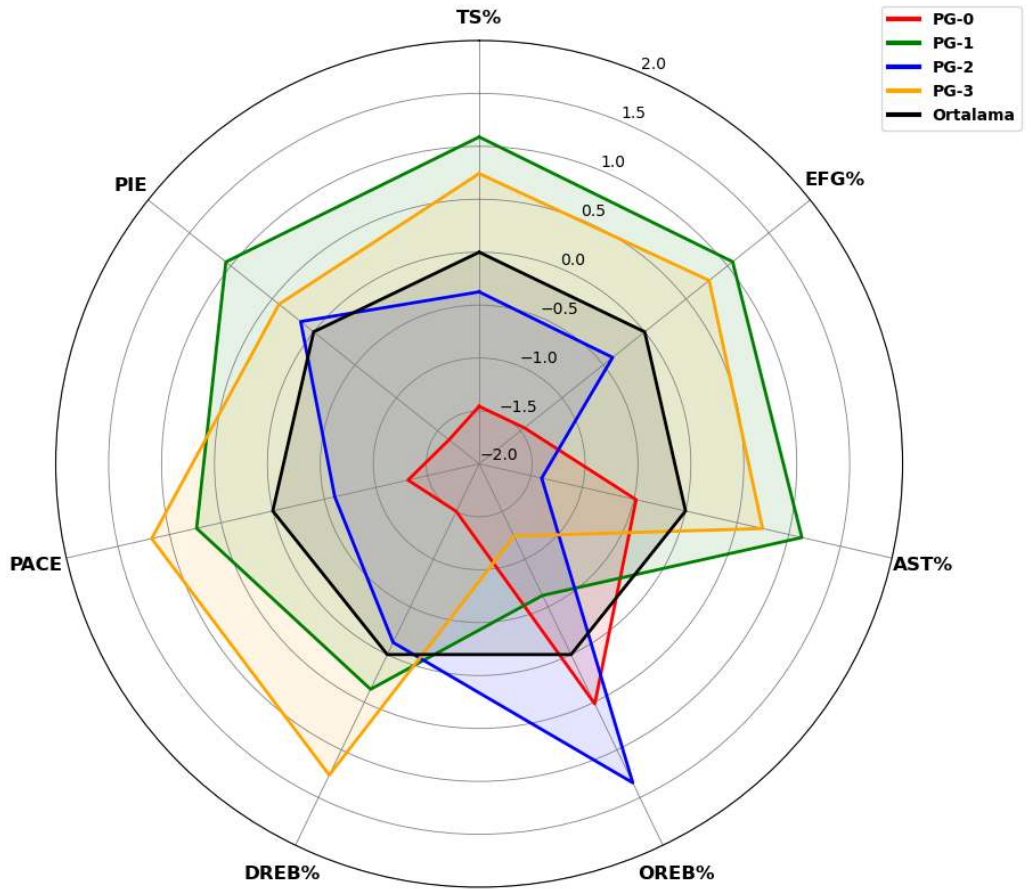
PG-1 kümesinin bulunduğu beşli kadrolar, tüm gelişmiş istatistik metriklerinde pozitif performans sergilemektedir. TS% (+0.770) ve EFG% (+0.848) değerlerindeki artış, bu kümenin yer aldığı kadroların şut etkinliğinin yükseldiğini göstermektedir. AST% metriğindeki pozitif değişim (+0.953), top akışının iyileştiğini ortaya koymaktadır. PACE (+0.322) ve PIE (+0.572) değerlerindeki artış, bu kümenin bulunduğu kadroların daha hızlı ve etkili oyun sergilediğini işaret etmektedir. Bu kümenin beşli kadro performansı üzerinde dengeli ve olumlu bir etkiye sahip olduğu gözlenmektedir.

PG-2 kümesini içeren beşli kadrolar, şut etkinliği açısından ortalamadan düşük performans göstermektedir. TS% (-1.016) ve EFG% (-1.205) değerlerindeki düşüş, bu kümenin yer aldığı kadroların genel şut kalitesinin olumsuz etkilendiğini göstermektedir. AST% metriğindeki belirgin azalma (-2.079), oyun kurma açısından bu kümenin yer aldığı kadroların zorlandığını ortaya koymaktadır. Bununla birlikte, OREB% metriğindeki artış (+0.963), bu kümeyi içeren kadroların hücum ribaundu konusunda daha agresif oynadıklarını işaret etmektedir. PACE değerindeki düşüş (-1.199), daha kontrollü bir oyun temposu benimsendiğini göstermektedir.

PG-3 kümesinin içinde olduğu beşli kadrolar, genel olarak dengeli ve pozitif bir performans profili sergilemektedir. TS% (+0.348) ve EFG% (+0.446) değerlerindeki iyileşme, bu kümenin yer aldığı kadroların şut etkinliğinin arttığını göstermektedir. AST% metriğindeki pozitif değişim (+0.495), oyun kurma kalitesinin yükseldiğini ortaya koymaktadır. PACE değerindeki artış (+0.817), bu kümenin içinde olduğu kadroların daha hızlı tempolu oyun sergilediklerini işaret etmektedir. DREB% metriğindeki iyileşme (+0.446), savunma ribaundu kontrolünün güçlendiğini göstermektedir.



Görsel 4.1. PG kümelerinin beşli kadroların oyun tarzları üzerindeki etkisini gösteren ısı haritası grafiği



Görsel 4.2. PG kümelerinin beşli kadroların ortalamalarına göre farklarını gösteren radar grafiği

4.2.2. SG kümelerinin etkileri

SG pozisyon kümelerinin beşli kadro performansı üzerindeki etkilerinin analizi, farklı SG profillerinin kadro dinamiklerinde farklı etkiler yarattığını ortaya koymaktadır. SG-2 kümesi en yüksek genel pozitif etkiyi sağlayarak hızlı tempolu, yüksek şut odaklı oyun tarzını desteklerken, SG-3 kümesi daha dengeli ve kapsamlı performans artışı sağlamaktadır. SG-0 ve SG-1 kümeleri ise daha sınırlı etkiler göstererek, beşli kadronun performansını büyük ölçüde diğer pozisyonlardaki oyunculara bağımlı hale getirmektedir. Bu bulgular, SG pozisyonunun beşli kadro kompozisyonunda oyun tarzı belirleme açısından kritik rol oynadığını ve farklı SG profillerinin takımın genel stratejik yaklaşımını şekillendirdiğini göstermektedir. SG kümelerinin beşli kadroların oyun tarzı üzerindeki etkisini göstermek amacıyla, bu kümeleri içeren beşli kadroların ortalamalarının genel beşli kadro ortalamalarına göre farklarını içeren iki görsel sunulmuştur: Görsel 4.3.'te sayısal değerleri detaylı gösteren ısı haritası; Görsel 4.4.'te ise ortalamaları sıfır noktası etrafında görsel olarak karşılaştırmayı kolaylaştıran radar grafiği yer almaktadır.

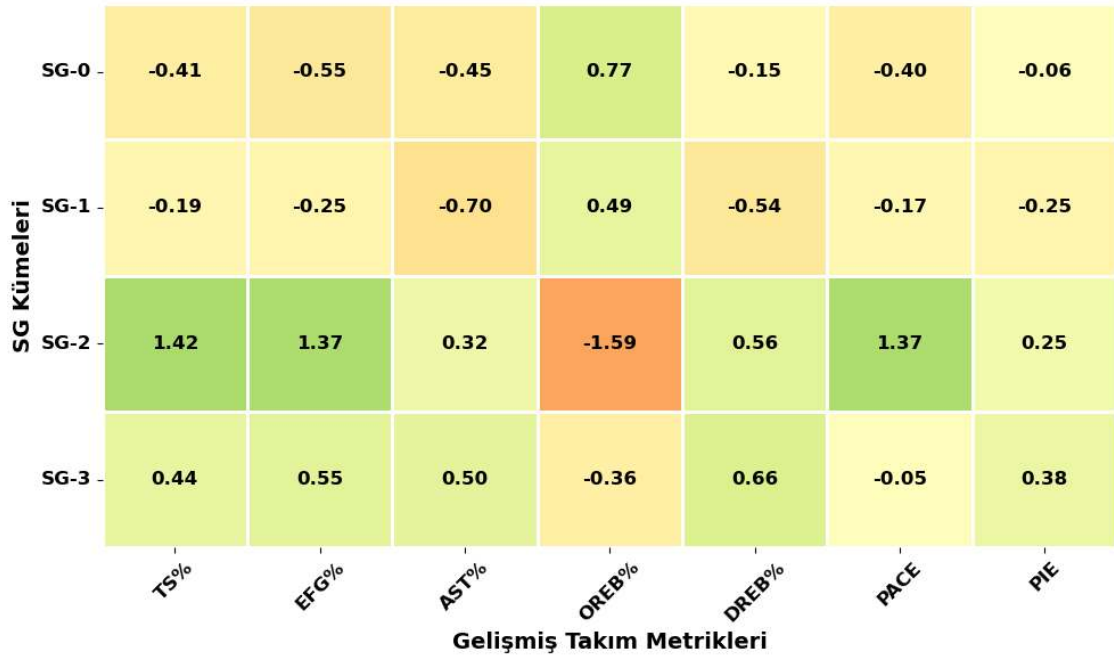
SG-0 kümesinin yer aldığı beşli kadrolar, genel istatistik metriklerinde ortalamaya yakın performans sergilemekle birlikte, bazı alanlarda düşük değerler göstermektedir. TS% (-0.414) ve EFG% (-0.545) değerlerindeki hafif düşüş, şut etkinliğinde hafif bir gerileme olduğunu işaret etmektedir. AST% metriğindeki azalma (-0.447), oyun kurma açısından bu kümenin yer aldığı beşli kadroların ortalamadan düşük performans gösterdiğini ortaya koymaktadır. OREB% metriğindeki artış (+0.766), bu kümenin yer aldığı kadroların hücum ribaundu konusunda daha etkili olduklarını göstermektedir. PACE değerindeki düşüş (-0.396), daha kontrollü oyun temposu benimsendiğini işaret etmektedir.

SG-1 kümesini içeren beşli kadrolar, genel olarak ortalamaya yakın dengeli bir performans profili sergilemektedir. TS% (-0.190) ve EFG% (-0.246) değerlerindeki hafif düşüş, şut etkinliğinde minimal bir gerileme olduğunu göstermektedir. AST% metriğindeki azalma (-0.697), oyun kurma açısından hafif bir düşüş yaşandığını ortaya koymaktadır. OREB% metriğindeki artış (+0.490), hücum ribaundu performansının iyileştiğini işaret etmektedir. Bu kümenin beşli kadro performansı üzerinde nötr bir etkiye sahip olduğu gözlenmektedir.

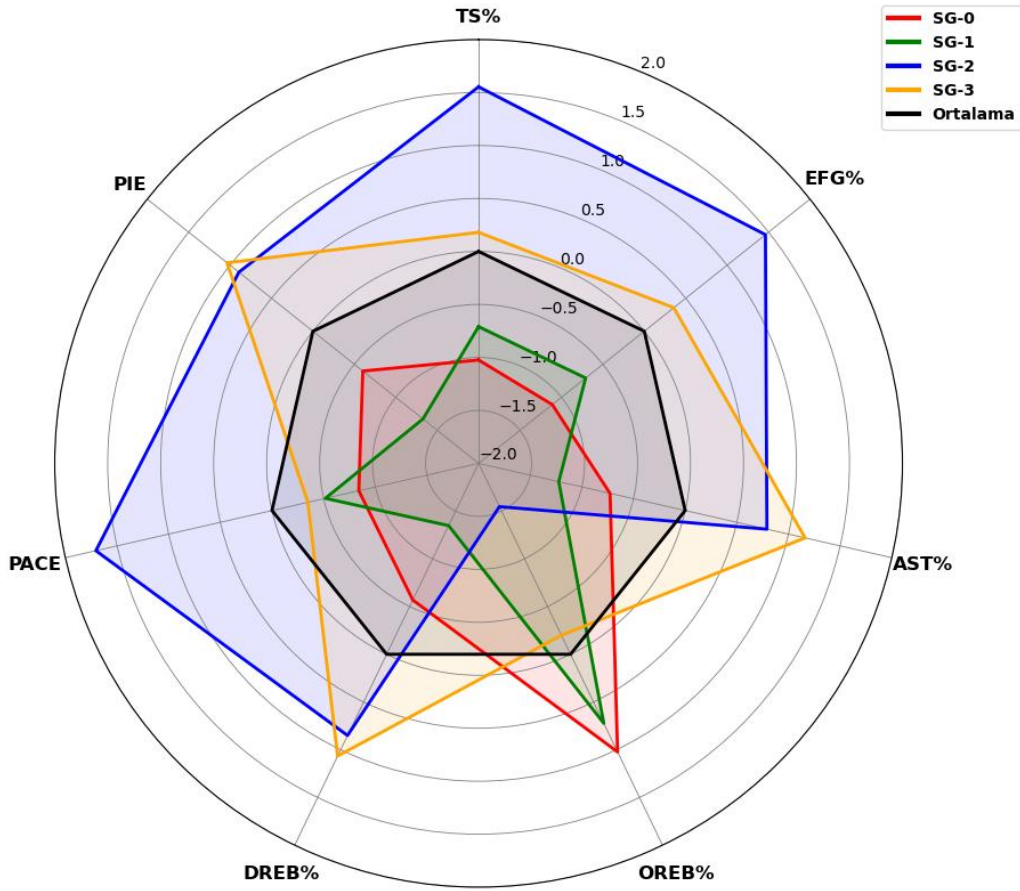
SG-2 kümesindeki oyuncuların bulunduğu beşli kadrolar, şut etkinliği ve oyun temposu açısından belirgin pozitif performans göstermektedir. TS% (+1.422) ve EFG%

(+1.367) değerlerindeki önemli artış, bu kümenin bulunduğu kadroların şut kalitesinin yükseldiğini göstermektedir. PACE değerindeki belirgin artış (+1.374), bu kümenin bulunduğu kadroların daha hızlı tempolu oyun sergilediklerini işaret etmektedir. DREB% metriğindeki iyileşme (+0.555) ve PIE skorundaki artış (+0.250), genel performansın yükseldiğini ortaya koymaktadır. OREB% metriğindeki düşüş (-1.593), hücum ribaundu konusunda daha az agresif yaklaşım benimsendiğini göstermektedir.

SG-3 kümesinin içinde olduğu beşli kadrolar, genel olarak pozitif performans sergilemektedir. TS% (+0.444) ve EFG% (+0.545) değerlerindeki artış, şut etkinliğinin iyileştiğini göstermektedir. AST% metriğindeki pozitif değişim (+0.504), oyun kurma kalitesinin yükseldiğini ortaya koymaktadır. DREB% metriğindeki belirgin artış (+0.662) ve PIE skorundaki iyileşme (+0.379), bu kümenin içinde olduğu kadroların genel performansının güçlendiğini işaret etmektedir. PACE değerinin ortalamayla neredeyse aynı seviyede olması (-0.053), dengeli bir oyun temposu benimsendiğini göstermektedir.



Görsel 4.3. SG kümelerinin beşli kadroların oyun tarzları üzerindeki etkisini gösteren ısı haritası grafiği



Görsel 4.4. SG kümelerinin beşli kadroların ortalamalarına göre farklarını gösteren radar grafiği

4.2.3. SF kümelerinin etkileri

SF pozisyon kümelerinin beşli kadro performansı üzerindeki nicel etkilerinin analizi, bu pozisyonun çok yönlülüğünü; ayrıca takımın stratejik kimliğini ve oyun tarzını belirlemekteki önemini göstermektedir. SF-1 kümesi açık ara pozitif bir etki sağlayarak hem şut etkinliği hem de genel performans açısından olağanüstü artışlar yaratırken, SF-2 kümesi neredeyse tamamen nötr kalarak beşli kadronun diğer pozisyonlara bağımlılığını artırmaktadır. SF-3 kümesi çok boyutlu negatif etkiler gösterirken, SF-4 kümesi oyun temposu açısından köklü değişim yaratmaktadır. Bu bulgular, SF pozisyonunun beşli kadro kompozisyonunda hem performans seviyesi hem de oyun tarzı belirleme açısından kritik rol oynadığını ve farklı SF profillerinin takımın stratejik kimliğini şekillendirmede belirleyici etkiye sahip olduğunu göstermektedir. SF kümelerinin beşli kadroların oyun tarzı üzerindeki etkisini göstermek amacıyla, kümelerin bulunduğu beşlilerin ortalamalarının genel beşli kadro ortalamalarına göre farklarını içeren iki görsel sunulmuştur: Görsel 4.5.'te sayısal değerleri detaylı gösteren ısı haritası; Görsel 4.6.'da

ise ortalamaları sıfır noktası etrafında görsel olarak karşılaştırmayı kolaylaştıran radar grafiği yer almaktadır.

SF-0 kümesindeki oyuncuların bulunduğu beşli kadrolar, genel olarak ortalamaya yakın performans sergilemekle birlikte, PIE skorunda belirgin bir düşüş göstermektedir. TS% (-0.663) ve EFG% (-0.509) değerlerindeki hafif düşüş, şut etkinliğinde hafif bir gerileme olduğunu işaret etmektedir. AST% metriğindeki pozitif değişim (+0.129), oyun kurma açısından hafif bir iyileşme yaşandığını ortaya koymaktadır. PIE skorundaki belirgin düşüş (-1.025), bu kümenin bulunduğu kadroların genel oyuncu etkisinin ortalamadan düşük olduğunu göstermektedir. Ribaunt istatistik metriklerindeki dengeli performans, bu kümenin bulunduğu kadroların bu alanda istikrarlı olduğunu işaret etmektedir.

SF-1 kümesindeki oyuncuların yer aldığı beşli kadrolar, bütün şut istatistik metrikleri ve genel performans açısından önemli pozitif etkiler göstermektedir. TS% (+2.639) ve EFG% (+2.813) değerlerindeki belirgin artış, kadronun şut etkinliğinin önemli ölçüde yükseldiğini göstermektedir. AST% metriğindeki pozitif değişim (+1.466), oyun kurma kalitesinin iyileştiğini ortaya koymaktadır. PACE değerindeki artış (+1.243) ve PIE skorundaki belirgin yükseliş (+2.255), bu kümenin bulunduğu kadroların daha hızlı ve etkili oyun sergilediklerini işaret etmektedir. OREB% metriğindeki düşüş (-1.276), daha az hücum ribaundu odaklı yaklaşım benimsendiğini göstermektedir.

SF-2 kümesindeki oyuncuların bulunduğu beşli kadrolar, genel olarak ortalamayla neredeyse aynı seviyede dengeli performans sergilemektedir. TS% (-0.004) ve EFG% (-0.184) değerlerindeki minimal değişimler, şut etkinliğinin stabil kaldığını göstermektedir. AST% metriğindeki hafif düşüş (-0.483), oyun kurma açısından hafif bir gerileme yaşandığını ortaya koymaktadır. PACE değerinin ortalamayla neredeyse aynı seviyede olması (-0.166), dengeli bir oyun temposu benimsendiğini işaret etmektedir. Bu kümenin beşli kadro performansı üzerinde neredeyse nötr bir etkiye sahip olduğu gözlenmektedir.

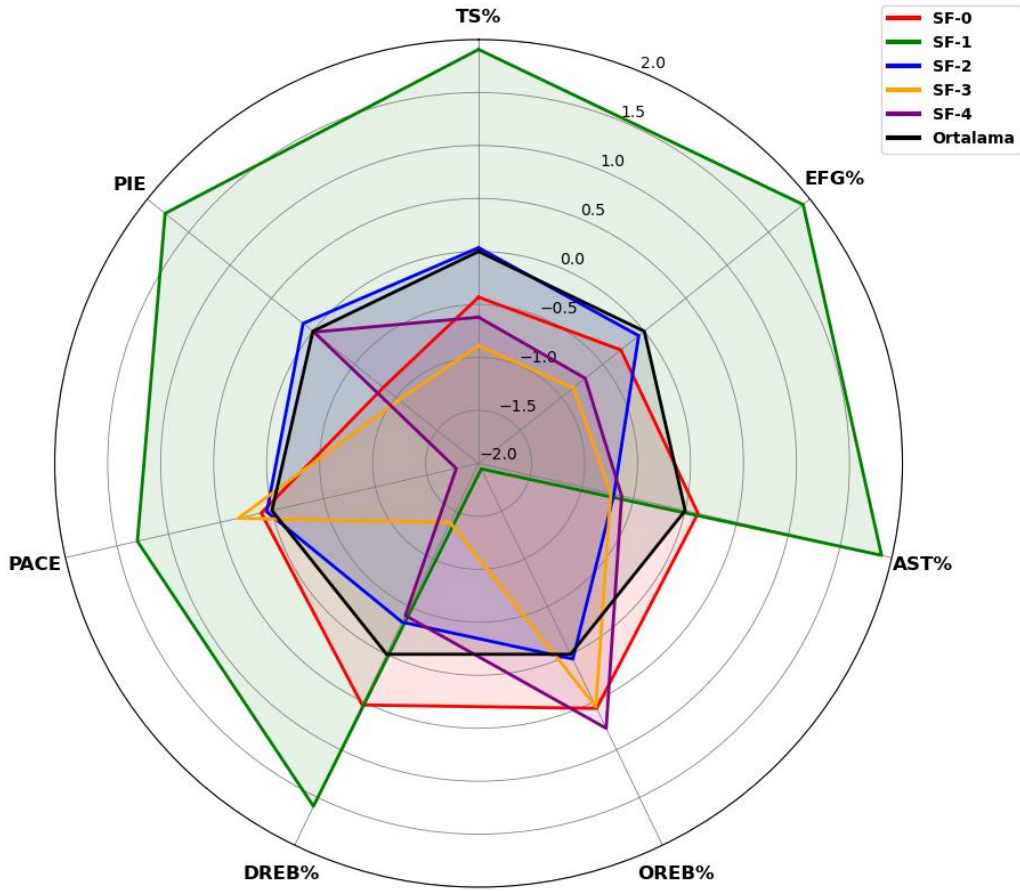
SF-3 kümesindeki oyuncuların bulunduğu beşli kadrolar, şut etkinliği ve genel performans açısından ortalamadan düşük değerler göstermektedir. TS% (-1.310) ve EFG% (-1.373) değerlerindeki düşüş, kadronun şut kalitesinin olumsuz etkilendiğini göstermektedir. AST% metriğindeki azalma (-0.506), oyun kurma açısından hafif bir gerileme yaşandığını ortaya koymaktadır. PIE skorundaki belirgin düşüş (-1.260), genel oyuncu etkisinin zayıfladığını işaret etmektedir. DREB% metriğindeki düşüş (-0.819),

savunma ribaundu kontrolünde sorunlar yaşandığını göstermektedir. PACE değerindeki hafif artış (+0.145), oyun temposunun minimal düzeyde yükseldiğini ortaya koymaktadır.

SF-4 kümesindeki oyuncuların yer aldığı beşli kadrolar, şut etkinliği açısından ortalamadan düşük performans göstermekle birlikte, oyun temposu konusunda belirgin farklılık sergilemektedir. TS% (-0.930) ve EFG% (-1.158) değerlerindeki düşüş, kadronun şut kalitesinin olumsuz etkilendiğini göstermektedir. AST% metriğindeki azalma (-0.427), oyun kurma açısından hafif bir gerileme yaşandığını ortaya koymaktadır. PACE değerindeki belirgin düşüş (-2.230), bu kümenin bulunduğu kadroların önemli ölçüde daha yavaş oyun sergilediklerini işaret etmektedir. OREB% metriğindeki artış (+0.457), hücum ribaundu konusunda daha agresif yaklaşım benimsendiğini göstermektedir.



Görsel 4.5. SF kümelerinin beşli kadroların oyun tarzları üzerindeki etkisini gösteren ısı haritası grafiği



Görsel 4.6. SF kümelerinin beşli kadroların ortalamalarına göre farklarını gösteren radar grafiği

4.2.4. PF kümelerinin etkileri

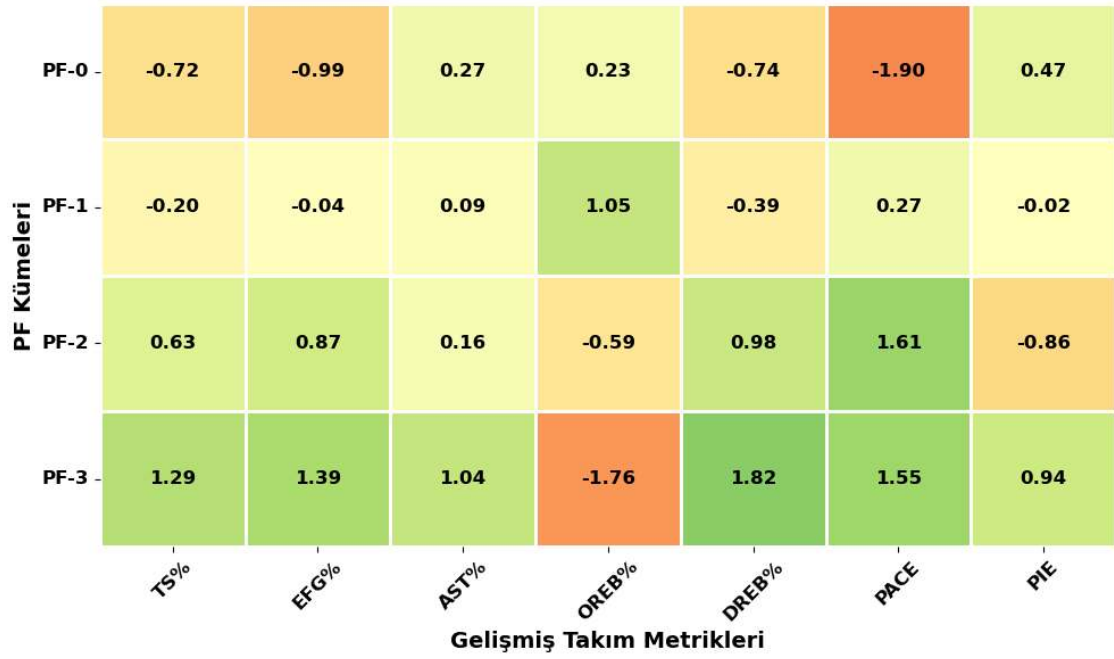
PF pozisyon kümelerinin beşli kadro dinamikleri üzerindeki etkisi; geleneksel PF sorumlulukları ve modern basketbolun gerektirdiği yeni sorumluluklar üzerinden analiz edilmiştir. PF-3 kümesinin sağladığı kapsamlı çok boyutlu performans artışı; modern basketbolun gerektirdiği ideal PF oyuncusu profilini yansıtırken, PF-1 kümesinin sağladığı ribaunt katkısı, geleneksel PF sorumluluklarının hala geçerli olabileceğini göstermektedir. Bu bulgular, PF pozisyonunun takım sisteminin merkezinde yer aldığını ve pozisyon seçiminin oyun kimliğini belirlemede kritik rol oynadığını kanıtlamaktadır. PF kümelerinin beşli kadroların oyun tarzı üzerindeki etkisini göstermek amacıyla, kümelerin bulunduğu beşlilerin ortalamalarının genel beşli kadro ortalamalarına göre farklarını içeren iki görsel sunulmuştur: Görsel 4.7.'de sayısal değerleri detaylı gösteren ısı haritası; Görsel 4.8.'de ise ortalamaları sıfır noktası etrafında görsel olarak karşılaştırmayı kolaylaştıran radar grafiği yer almaktadır.

PF-0 kümesindeki oyuncuların bulunduğu beşli kadrolar, genel olarak ortalamaya yakın performans sergilemekle birlikte, şut etkinliği açısından hafif düşüş göstermektedir. TS% (-0.721) ve EFG% (-0.992) değerlerindeki azalma, kadronun şut kalitesinin ortalama düzeyde olumsuz etkilendiğini işaret etmektedir. AST% metriğindeki pozitif değişim (+0.274), oyun kurma açısından hafif bir iyileşme yaşandığını ortaya koymaktadır. PACE değerindeki düşüş (-1.904), daha kontrollü oyun temposu benimsendiğini göstermektedir. PIE skorundaki artış (+0.465), genel performansın yükseldiğini işaret etmektedir.

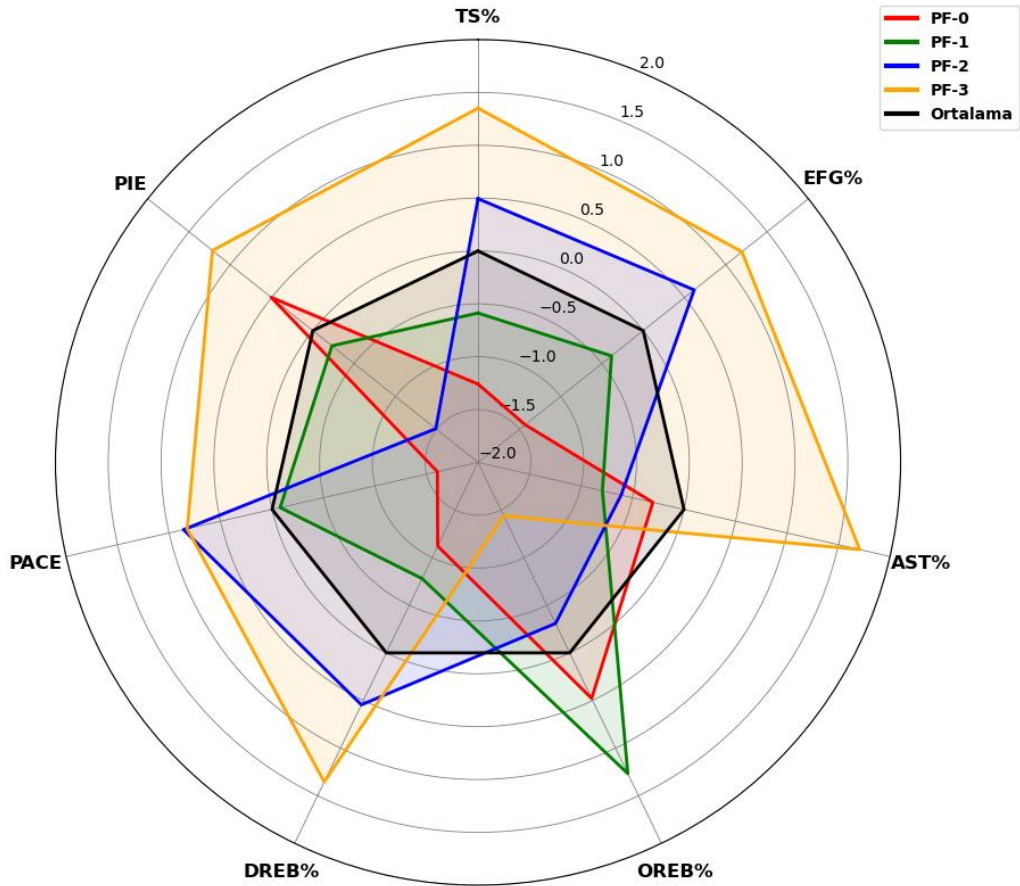
PF-1 kümesindeki oyuncuların yer aldığı beşli kadrolar, ribaunt performansı açısından belirgin üstünlük sergilemektedir. OREB% metriğindeki önemli artış (+1.049), bu kümenin bulunduğu kadroların hücum ribaundu konusunda önemli ölçüde daha etkili olduklarını göstermektedir. TS% (-0.204) ve EFG% (-0.043) değerlerindeki minimal değişimler, şut etkinliğinin stabil kaldığını işaret etmektedir. PACE değerindeki hafif artış (+0.270), oyun temposunun minimal düzeyde yükseldiğini ortaya koymaktadır. Bu kümenin beşli kadro performansı üzerinde ribaunt odaklı pozitif bir etkiye sahip olduğu gözlenmektedir.

PF-2 kümesindeki oyuncuların bulunduğu beşli kadrolar, şut etkinliği ve oyun temposu açısından pozitif performans göstermektedir. TS% (+0.628) ve EFG% (+0.866) değerlerindeki artış, bu kümenin bulunduğu kadroların şut kalitesinin iyileştiğini göstermektedir. PACE değerindeki belirgin artış (+1.607), bu kümenin bulunduğu kadroların daha hızlı tempolu oyun sergilediklerini işaret etmektedir. DREB% metriğindeki iyileşme (+0.980), savunma ribaundu kontrolünün güçlendiğini ortaya koymaktadır. PIE skorundaki düşüş (-0.858), genel performans açısından hafif bir gerileme yaşandığını göstermektedir.

PF-3 kümesindeki oyuncuların yer aldığı beşli kadrolar, şut etkinliği ve oyun kurma açısından önemli pozitif etkiler göstermektedir. TS% (+1.287) ve EFG% (+1.392) değerlerindeki belirgin artış, bu kümenin bulunduğu kadroların şut kalitesinin önemli ölçüde yükseldiğini göstermektedir. AST% metriğindeki pozitif değişim (+1.037), oyun kurma kalitesinin iyileştiğini ortaya koymaktadır. PACE değerindeki artış (+1.555) ve PIE skorundaki yükseliş (+0.937), bu kümenin bulunduğu kadroların daha hızlı ve etkili oyun sergilediklerini işaret etmektedir. DREB% metriğindeki belirgin artış (+1.817), savunma ribaundu kontrolünün güçlendiğini göstermektedir.



Görsel 4.7. PF kümelerinin beşli kadroların oyun tarzları üzerindeki etkisini gösteren ısı haritası grafiği



Görsel 4.8. PF kümelerinin beşli kadroların ortalamalarına göre farklarını gösteren radar grafiği

4.2.5. C kümelerinin etkileri

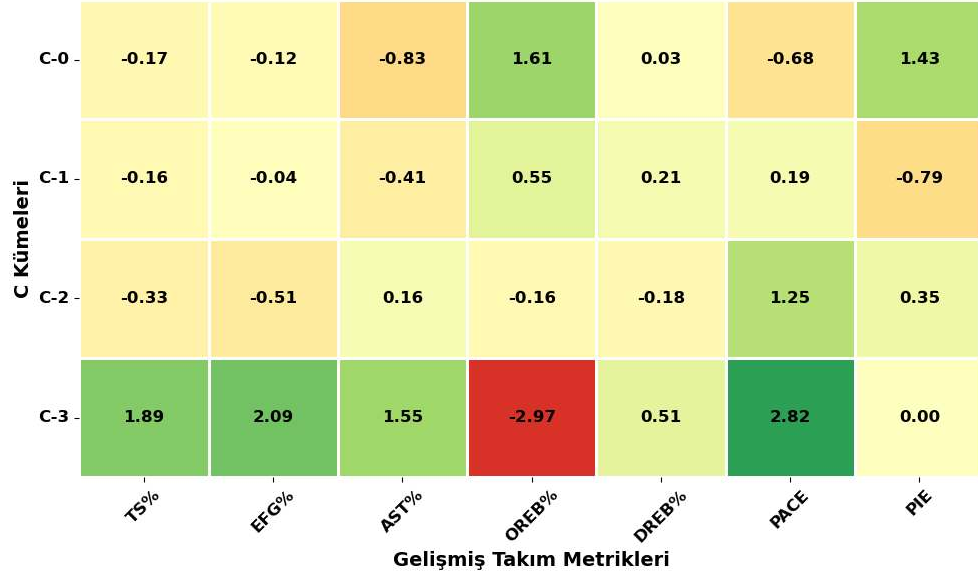
C pozisyonu kümelerinin beşli kadro performansı üzerindeki etkilerinin analizi, C pozisyonunun modern basketbolda geleneksel rollerden ve sorumluluklarından çok takımın ihtiyacına göre çeşitli oyun tarzlarına etki yarattığını ortaya koymaktadır. C-3 kümesi geleneksel C pozisyonu sorumluluklarının dışına çıkarak “esnek pivot” profilinin beşli kadro dinamikleri üzerindeki devrimsel etkisini gösterirken, C-0 kümesi geleneksel pota altı üstünlüğü yaklaşımının hala güçlü pozitif etkiler yaratabileceğini kanıtlamaktadır. C-1 kümesi dengeli ribaunt kontrolü sağlarken, C-2 kümesi modern C profiline geçiş sürecini yansıtmaktadır. Bu bulgular, C pozisyonunun beşli kadro kompozisyonunda hem geleneksel güçlü yönleri koruyabilme hem de modern basketbolun gerekliliklerine adaptasyon sağlama açısından kritik stratejik seçenekler sunduğunu ve farklı C profillerinin takımın oyun felsefesini köklü şekilde değiştirme potansiyeline sahip olduğunu göstermektedir. C kümelerinin beşli kadroların oyun tarzı üzerindeki etkisini göstermek amacıyla, kümelerin bulunduğu beşlilerin ortalamalarının genel beşli kadro ortalamalarına göre farklarını içeren iki görsel sunulmuştur: Görsel 4.9.’da sayısal değerleri detaylı gösteren ısı haritası; Görsel 4.10.’da ise ortalamaları sıfır noktası etrafında görsel olarak karşılaştırmayı kolaylaştıran radar grafiği yer almaktadır.

C-0 kümesindeki oyuncuların bulunduğu beşli kadrolar, ribaunt performansı ve genel oyuncu etkisi açısından pozitif değerler sergilemektedir. OREB% metriğindeki önemli artış (+1.609), bu kümenin bulunduğu kadroların hücum ribaundu konusunda önemli ölçüde daha etkili olduklarını göstermektedir. PIE skorundaki belirgin yükseliş (+1.425), genel performansın güçlendiğini işaret etmektedir. TS% (-0.165) ve EFG% (-0.122) değerlerindeki minimal değişimler, şut etkinliğinin stabil kaldığını ortaya koymaktadır. AST% metriğindeki düşüş (-0.833), oyun kurma açısından hafif bir gerileme yaşandığını göstermektedir.

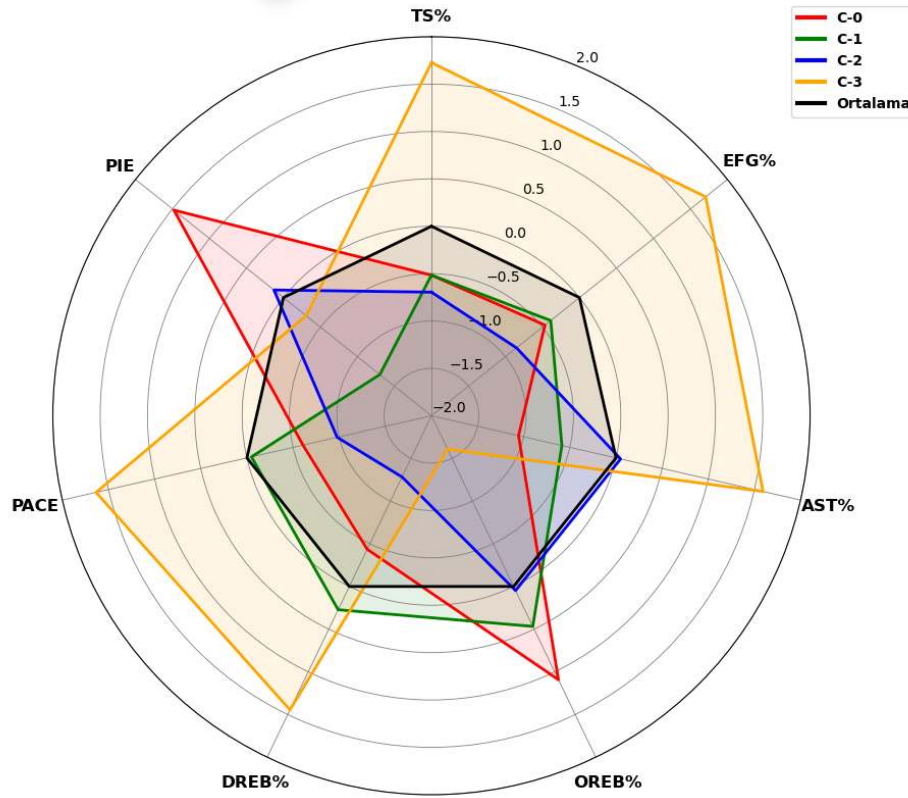
C-1 kümesindeki oyuncuların yer aldığı beşli kadrolar, ribaunt performansı açısından pozitif etkiler göstermektedir. OREB% metriğindeki artış (+0.550) ve DREB% metriğindeki iyileşme (+0.212), bu kümenin bulunduğu kadroların ribaunt kontrolünde daha etkili olduklarını göstermektedir. TS% (-0.164) ve EFG% (-0.043) değerlerindeki minimal değişimler, şut etkinliğinin stabil kaldığını işaret etmektedir. PIE skorundaki düşüş (-0.794), genel performans açısından hafif bir gerileme yaşandığını ortaya koymaktadır. PACE değerindeki hafif artış (+0.194), oyun temposunun minimal düzeyde yükseldiğini göstermektedir.

C-2 kümesindeki oyuncuların bulunduğu beşli kadrolar, oyun kurma açısından pozitif performans sergilemektedir. AST% metriğindeki artış (+0.161), oyun kurma kalitesinin iyileştiğini göstermektedir. PACE değerindeki belirgin artış (+1.255), bu kümenin bulunduğu kadroların daha hızlı tempolu oyun sergilediklerini işaret etmektedir. PIE skorundaki pozitif değişim (+0.347), genel performansın yükseldiğini ortaya koymaktadır. TS% (-0.329) ve EFG% (-0.514) değerlerindeki hafif düşüş, şut etkinliğinde hafif bir gerileme olduğunu göstermektedir.

C-3 kümesindeki oyuncuların yer aldığı beşli kadrolar, şut etkinliği ve oyun temposu açısından en belirgin pozitif etkiyi göstermektedir. TS% (+1.887) ve EFG% (+2.091) değerlerindeki önemli artış, kadronun şut kalitesinin önemli ölçüde yükseldiğini göstermektedir. AST% metriğindeki belirgin pozitif değişim (+1.549), oyun kurma kalitesinin iyileştiğini ortaya koymaktadır. PACE değerindeki en yüksek artış (+2.823), bu kümenin bulunduğu kadroların en hızlı tempolu oyun sergilediklerini işaret etmektedir. OREB% metriğindeki belirgin düşüş (-2.969), hücum ribaundu konusunda daha az agresif yaklaşım benimsendiğini göstermektedir.



Görsel 4.9. C kümelerinin beşli kadroların oyun tarzı üzerindeki etkisini gösteren ısı haritası grafiği



Görsel 4.10. C kümelerinin beşli kadroların ortalamalarına göre farklarını gösteren radar grafiği

4.3.Kümeleme Algoritmalarının Karşılaştırılması

Bu bölümde BKM algoritmasıyla oluşturulan kümeler, incelenen literatürdeki geleneksel pozisyonlar içerisinde pozisyon kümelemesi yapan tek çalışma olan Duman ve diğerleri (2024) çalışmasında kullanılan HK algoritması Bölüm 3.1.'de açıklanan veri seti üzerinde çalıştırılarak elde edilen kümeler ile karşılaştırılmıştır. Bu karşılaştırmanın ilk aşamasında Silhouette skoru kullanılmıştır. Silhouette skorunun tercih edilme nedeni; her iki çalışmada da çoğunluk kuralı ile aynı optimum küme sayılarını önermesi ve bu skorun incelenen literatürde küme kalitesi ölçümündeki yaygınlığıdır. Arbelaitz ve diğerlerinin (2013) CVI performanslarını kıyasladığı çalışmada da Silhouette skorunun diğer CVI'lara göre yüksek oranda başarı gösterdiği görülmüştür.

Rousseeuw tarafından literatüre kazandırılan Silhouette skoru, her bir veri noktasının atandığı kümeye ne kadar iyi uyduğunu ve diğer kümelerden ne kadar belirgin bir şekilde ayrıldığını hesaplar (Rousseeuw, 1987). Silhouette skoru, -1 ile +1 arasında değerler alır. +1'e yakın değerler veri noktasının doğru kümeye atandığını, -1'e yakın değerler ise yanlış kümeye atanmış olabileceğini gösterir. Bölüm 3.2. altında Tablo 3.3'te verilen Eşitlik 3.24 ile; oluşturulan kümelerin içindeki veri noktaları arasındaki mesafe

ve bu veri noktalarının en yakın komşu kümedeki noktalara olan uzaklığı farklı küme sayıları için değerlendirilir, ardından en yüksek çıkan skora karşılık gelen küme sayısı optimum küme sayısı olarak belirlenir. BKM ve HK algoritmaları uygulanmadan önce beş pozisyonun veri setleri üzerinde farklı küme sayıları ile yapılan kümeleme sonucunda elde edilen en yüksek Silhouette skorları ve bu skorlara karşılık gelen küme sayıları Tablo 4.2.'de verilmiştir. Tablo 4.2. incelendiğinde, BKM algoritmasıyla oluşturulan kümelerin Silhouette skorlarının, karşılaştırılan HK algoritmasına göre tüm pozisyonlarda daha yüksek olduğu görülmektedir. Kaufman ve Rousseeuw tarafından önerilen Silhouette skoru yorumlama kriterlerine göre, BKM algoritmasının daha yüksek skorlar üretmesi, bu yöntemin HK algoritmasına kıyasla daha başarılı bir küme ayrımı sağladığını göstermektedir (Kaufman ve Rousseeuw, 1990).

Tablo 4.2. BKM ve HK algoritmalarının Silhouette skorları ve en yüksek skorlu önerilen küme sayıları

Pozisyon	BKM		HK	
	Silhouette Skoru	Küme Sayısı	Silhouette Skoru	Küme Sayısı
PG	0.115	4 küme	0.087	4 küme
SG	0.119	4 küme	0.086	4 küme
SF	0.118	5 küme	0.113	4 küme
PF	0.188	4 küme	0.151	4 küme
C	0.163	4 küme	0.118	4 küme

Silhouette skoru ile yapılan kümeleme kalitesi değerlendirmesinin ardından, oluşturulan kümelerin takım performansına etkilerini karşılaştırmak amacıyla tekli, ikili ve üçlü küme kombinasyonları analiz edilmiştir. Bu analiz, Bölüm 4.1'deki yöntemle benzer biçimde “Ortalama NetRTG”, “Kazanma%” ve “Fark Atma%” metrikleri üzerinden gerçekleştirilmiştir. İkili ve üçlü kombinasyonlarda, düşük sıklıkta görülen örneklerin analizinin yanıltıcı olmaması için yalnızca en az beş kez tekrarlanan kombinasyonlar değerlendirmeye alınmıştır. Beşli kombinasyonlarda ise benzer bir eşik ile anlamlı veri bulunamadığından analiz kapsamı dışında bırakılmıştır. Tablo 4.3.'te, her pozisyon için en yüksek ortalama NetRTG değerlerine sahip tekli kümelerin performans göstergeleri sunulmaktadır. BKM algoritması ile oluşturulan kümeler, beş pozisyonun dördünde (SG, SF, PF, C) HK algoritmasına kıyasla daha yüksek Kazanma% oranları elde etmiştir. BKM kümelerinin ortalama NetRTG değerleri 5.57 ile 9.64 aralığında değişirken, HK kümelerinin değerleri 5.27 ile 6.71 aralığında kalmıştır. Özellikle SF

pozisyonunda BKM'nin SF-1 kümesi, 9.64 ortalama NetRTG ve %94,9 Kazanma% oranı ile her iki algoritmanın tüm kümeleri arasında en yüksek performansı göstermiştir. Sadece PG pozisyonunda HK'nın PG-III kümesi (%79,3) BKM'nin PG-1 kümesinden (%73,6) daha yüksek Kazanma% oranına sahiptir. Fark Atma% oranında ise BKM kümeleri %55,6 ile %74,4, HK kümeleri %56,8 ile %63,8 aralığında değerler göstermiş olup, bu alanda her iki algoritma da benzer performans düzeylerinde sonuçlar üretmiştir.

Tablo 4.3. BKM ve HK algoritmalarının en başarılı pozisyon kümeleri üzerinden karşılaştırılması

Kümeleme Yöntemi	Küme	Bulunma Miktarı	Ortalama NetRTG	Kazanma (%)	Fark Atma (%)
BKM	PG-1	72	5.8	%73,6	%55,6
	SG-3	117	5.57	%79,5	%56,4
	SF-1	39	9.64	%94,9	%74,4
	PF-3	36	7.44	%86,1	%72,2
	C-0	75	7.45	%80	%60
HK	PG-III	174	6.09	%79,3	%63,8
	SG-IV	81	5.27	%76,5	%56,8
	SF-III	68	6.05	%76,5	%60,3
	PF-I	100	5.85	%77	%62
	C-IV	104	6.71	%79,8	%63,5

Minimum 5 kez gözlemlenen ikili kombinasyonlar arasından en yüksek ortalama NetRTG değerlerine sahip ilk 10 kombinasyon her iki algoritma için Tablo 4.4.'te verilmiştir. BKM algoritmasında en başarılı 10 ikili kombinasyonun ortalama NetRTG değerleri 9.63-13.37 aralığındayken, HK algoritmasında bu değerler 7.53-11.93 arasında değişmiştir. Kazanma% oranı açısından BKM ikili kombinasyonlarının tamamı %83,3 ve üzeri oranlara ulaşmış, bunların 7'si %100 oranında performans sergilemiştir. HK ikili kombinasyonlarında ise %72,7 ile %100 arasında daha geniş bir dağılım gözlemlenmiştir. Fark Atma% oranında ise BKM kombinasyonlarının 7'si %80 ve üzeri değerlere ulaşırken, HK kombinasyonlarında bu sayı 4 olarak gerçekleşmiştir. Ayrıca BKM ikili kombinasyonlarının 9'unda SF-1 kümesinin yer alması, bu kümenin takım başarısı için en önemli oyuncularını içermesi ve yüksek performans göstermesiyle birlikte, BKM algoritmasının öne çıkan oyuncu profillerini ve etkili kombinasyonları daha başarılı biçimde belirleyebildiğini desteklemektedir.

Tablo 4.4. BKM ve HK algoritmalarının en başarılı ikili küme kombinasyonları üzerinden kıyaslaması

Kümeleme Yöntemi	İkili Küme	Bulunma Miktarı	Ortalama NetRTG	Kazanma (%)	Fark Atma (%)
BKM	PF-3 + SF-1	7	13.37	%100	%100
	PF-0 + SF-1	8	12.15	%100	%100
	C-2 + SF-1	11	10.67	%90,9	%81,8
	PG-3 + SF-1	24	10.67	%100	%83,3
	C-0 + SG-3	25	10.65	%100	%76
	SF-1 + SG-3	11	10.64	%100	%81,8
	C-1 + SF-1	12	10.38	%100	%83,3
	PG-1 + SF-1	6	10.38	%83,3	%83,3
	PF-1 + SF-1	7	10.30	%100	%71,4
	C-0 + SF-1	12	9.63	%91,7	%66,7
HK	PG-II + PG-III	6	11.93	%83,3	%83,3
	C-IV + PF-I	37	9.69	%91,9	%81,1
	C-IV + SF-III	19	9.38	%94,7	%73,7
	SF-III + SG-II	11	8.70	%100	%81,8
	C-IV + PG-III	66	8.66	%84,8	%78,8
	PG-III + SF-III	26	8.39	%84,6	%84,6
	PG-IV + SG-IV	11	8.06	%72,7	%63,6
	PF-I + PG-III	65	7.76	%87,7	%75,4
	PG-III + SF-II	48	7.57	%83,3	%66,7
	C-IV + SG-I	57	7.53	%82,5	%64,9

Tablo 4.5.'te, minimum 5 kez gözlemlenen üçlü kombinasyonlar arasından en yüksek ortalama NetRTG değerlerine sahip ilk 10 kombinasyon her algoritma için sunulmaktadır. BKM algoritmasının en başarılı 10 kombinasyonunun ortalama NetRTG değerleri 11.03 ile 15.79 aralığında yer alırken, HK algoritmasının kombinasyonları 10.43 ile 13.11 aralığında kalmıştır. Elde edilen üçlü kombinasyonlar Kazanma% metriği açısından değerlendirildiğinde, BKM kombinasyonlarının 9'u %100 Kazanma% oranına ulaşırken, HK kombinasyonlarında bu sayı 6 olarak gerçekleşmiştir. Fark Atma% metriğinde ise BKM kombinasyonlarının 7'si %80 ve üzeri değerlere ulaşırken, bütün HK kombinasyonları bu değerlere ulaşmıştır. BKM kombinasyonlarının 5'inde SF-1 kümesi bulunurken, geri kalan 5 kombinasyonda farklı küme yapıları gözlemlenmektedir. Bu durum, üçlü kombinasyonlarda SF-1 kümesindeki oyuncuların takım başarısına etkisinin

devam ettiğini göstermekte fakat farklı oyuncu profillerinin bir araya gelerek birbirlerini tamamladığı kombinasyonların da yüksek performans gösterebildiğini desteklemektedir.

Tablo 4.5. *BKM ve HK algoritmalarının en başarılı üçlü küme kombinasyonları üzerinden kıyaslaması*

Kümeleme Yöntemi	İkili Küme	Bulunma Miktarı	Ortalama NetRTG	Kazanma (%)	Fark Atma (%)
BKM	C-0 + PF-2 + SG-3	7	15.79	%100	%100
	PF-3 + PG-3 + SF-1	7	13.37	%100	%100
	C-0 + PF-2 + SF-2	9	12.41	%100	%88,9
	C-1 + PG-3 + SF-1	8	12.24	%100	%87,5
	C-2 + SF-1 + SG-3	6	11.70	%100	%83,3
	C-0 + PG-2 + SG-3	6	11.63	%100	%66,7
	PF-0 + PG-3 + SF-1	5	11.52	%100	%100
	C-0 + PG-3 + SG-0	8	11.30	%87,5	%87,5
	C-0 + PG-3 + SF-1	9	11.06	%100	%77,8
	C-0 + SF-2 + SG-3	9	11.03	%100	%77,8
HK	C-IV + PG-III + SF-III	13	13.11	%100	%100
	C-IV + PF-I + SF-III	7	12.97	%100	%100
	C-IV + PF-III + SF-II	5	11.68	%80	%80
	C-III + PG-III + SG-IV	7	11.26	%100	%85,7
	C-I + PF-II + SG-IV	7	11.26	%100	%85,7
	C-IV + PF-I + PG-III	30	11.10	%96,7	%90
	PF-I + SF-III + SG-III	5	10.76	%100	%80
	C-IV + PF-III + SF-III	5	10.66	%100	%100
	PG-III + SF-III + SG-III	8	10.64	%87,5	%87,5
	C-IV + PF-I + SG-I	19	10.43	%94,7	%84,2

5. DEĞERLENDİRME VE GELECEKTEKİ ÇALIŞMALAR

Bu tez çalışması; basketbolda geleneksel pozisyonlarının görev tanımının basketbol oyununun evrimi ile oyuncuların gerçek rollerini tanımlamakta yetersiz kalması, fakat basketbol oyununun beş kişiyle oynanmasından kaynaklı bu rollerin bir miktar esnetilmesine rağmen tamamen dışına çıkmadan, beş kişi beş pozisyon çerçevesine sadık kalarak incelenen yeterli çalışma olmaması üzerine yapılmıştır. Bu çalışmada, ilgili literatür tarandığında gözlemlenen kümeleme çalışmalarında güncel veri setlerinin kullanılmaması sebebiyle daha güncel bir veri seti kullanılmıştır. İncelenen çalışmalarda çoğunlukla büyük veri kümeleri üzerinde kullanıldığında potansiyel hesaplama maliyeti yüksek olan HK (Hedquist, 2022) ve başlangıç merkezlerine duyarlılığı kanıtlanmış (Khobdeh, Yamaghani ve Sareshkeh, 2021) k-ortalamlar kümeleme yöntemleri yerine bilindiği kadarıyla NBA özelinde ilk kez oyuncuları kümelere ayırtmak amacıyla kullanılan BKM algoritması tercih edilmiştir. İncelenen oyuncuları oyun stillerine göre kümeleyen çalışmalar, klasik pozisyonların yetersizliğini kabul etmekle birlikte, geleneksel pozisyonların saha içi işlevselliğini çoğunlukla göz ardı etmektedir (Duman, Sennaroğlu ve Tuzkaya, 2024). Yapılan çalışma doğrultusunda geleneksel pozisyonların rol tanımlarının esnemesine rağmen sahadaki beş oyuncunun stratejik seçimlerinde başarılı olduğu gözlemlenmiştir. Elde edilen bulgular, oyuncuların oyun tarzlarındaki çeşitliliklerini ve beşli kadroların oyun tarzlarının önerilen oyuncu pozisyonları ile hangi yönlerde etkilendiğini ortaya koymuştur. BKM algoritması sonucunda oluşturulan kümelerin tekli, ikili ve üçlü kombinasyonlarının HK algoritması ile oluşturulan kombinasyonlara kıyasla küme kalitesi ve takım başarısı konularında daha başarılı sonuç gösterdiği görülmüştür. İncelenen basketbol sezonları doğrultusunda oyuncuların dönemsel pozisyon ve oyun tarzı değişimleri, takım ihtiyaçları ve bireysel özelliklere bağlı olarak değişkenlik göstermekte olup, modern basketbolda pozisyonların statik değil dinamik yapıda olduğunu desteklemektedir.

Gelecekteki çalışmalarda daha geniş ve detaylı basketbol istatistik metrik setleri ile analizlerin derinleştirilmesi mümkündür. Ayrıca, beşli kadroların yanı sıra 12 kişilik tam takım kompozisyonlarının da incelenmesi, takım performansının daha bütüncül değerlendirilmesine katkı sağlayacaktır. Farklı ligler ve turnuvaların karşılaştırmalı analizi, küresel basketbol evrimini anlamada önemli bir rol oynayabilir. Geliştirilen pozisyon tanımlarının genç oyuncu gelişiminde uygulanabilirliğinin araştırılması da gelecekteki önemli çalışma alanları arasında yer almaktadır.

KAYNAKÇA

- Ajinaja, M., Abiona, A. and Adewuyi, J. (2022). A New Perspective on Analysis and Evaluation of Basketball Team Performance and Players Using Cluster Analysis. *Nigerian Journal of Engineering Science and Technology Research*, 8 (2), 29-39.
- Alagappan, M. (2012). From 5 to 13: Redefining the Positions in Basketball. *MIT Sloan Sports Analytics Conference*, Boston, MA.
- Arbelaitz, O., Gurrutxaga, I., Muguerza, J., Pérez, J., Perona, I. and Basagoiti, J. M. (2013). An extensive comparative study of cluster validity indices. *Pattern Recognition*, 46, 243-256.
- Baumann, A. (2022). *A Multi-Stage Clustering Algorithm to Re-Evaluate Basketball Positions and Performance Analysis*. Dublin: National College of Ireland.
- Banerjee, S., Choudhary, A. and Pal, S. (2015). Empirical Evaluation of K-Means, Bisecting K-Means, Fuzzy C-Means and Genetic K-Means Clustering Algorithms. *2015 IEEE International WIE Conference on Electrical and Computer Engineering (WIECON-ECE)*, 168 - 172.
- Bianchi, F., Facchinetti, T. and Zuccolotto, P. (2017). Role revolution: towards a new meaning of positions in basketball. *Electronic Journal of Applied Statistical Analysis*, 10 (3), 712-734.
- Boley, D. (1998). Principal direction divisive partitioning. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 2 (4), 325-344.
- Charrad, M., Ghazzali, N., Boiteau, V. and Niknafs, A. (2014). NbClust: An R Package for Determining the Relevant Number of Clusters in a Data Set. *Journal of Statistical Software*, 61 (6), 1-36.
- Chen, R., Zhang, M. and Xu, X. (2023). Modeling the influence of basketball players' offense roles on team performance. *Sec. Sport Psychology*, 14.
- Diambra, N. J. (2018). *Using Topological Clustering to Identify Emerging Positions and Strategies in NCAA Men's Basketball*. Knoxville: University of Tennessee. https://trace.tennessee.edu/utk_gradthes/5084 (Erişim tarihi: 05.08.2025)
- Duman, E. A., Sennaroğlu, B. and Tuzkaya, G. (2024). A cluster analysis of basketball players for each of the five traditionally defined positions. *J Sports Engineering and Technology*, 238 (1), 55-75.
- Floyd, J. (2025). *Repositioning the Game: Traditional Positions vs Tracking-Based Archetypes in NBA Performance Models*. Columbia, SC: University of South Carolina.
- Gracia, D. M. (2021). *Analysis of what makes an Euroleague team successful through player clustering*. Barcelona: Universitat Politècnica de Catalunya.
- Hedquist, A. L. (2022). *Redefining NBA Basketball Positions Through Visualization and Mega-Cluster Analysis*. Utah: Utah State University.
- Ikotun, A. M. and Ezugwu, A. E. (2022). Improved SOSK-Means automatic clustering algorithm with a three-part mutualism phase and random weighted reflection coefficient for high-dimensional datasets. *Applied Sciences*, 12 (24), 13019.

- Ikotun, A. M., Habyarimana, F. and Ezugwu, A. E. (2025). Cluster validity indices for automatic clustering: A comprehensive review. *Heliyon*, 11 (2), e41953.
- Jin, Y. (2021). Analysis of NBA Business Strategy. *Proceedings of the 2021 6th International Conference on Social Sciences and Economic Development*. Nanjing, China: Atlantis Press.
- Kalman, S. and Bosch, J. (2020). NBA Lineup Analysis on Clustered Player Tendencies: A new approach to the positions of basketball & modeling lineup efficiency. *MIT Sloan Sports Analytics Conference*, Boston, MA.
- Kaufman, L. and Rousseeuw, P. J. (1990). *Finding groups in data: An introduction to cluster analysis*. New York: John Wiley & Sons.
- Ke, Y., Bian, R. and Chandra, R. (2024). A unified machine learning framework for basketball team roster construction: NBA and WNBA. *Applied Soft Computing Journal*, 153 (1), 111298.
- Khobdeh, S. B., Yamaghani, M. R. and Sareshkeh, S. K. (2021). Clustering of Basketball Players Using Self-Organizing Map Neural Networks. *Journal of Applied Research on Industrial Engineering*, 8 (4), 412-428.
- Lutz, D. (2012). A Cluster Analysis of NBA Players. *MIT Sloan Sports Analytics Conference*, Boston, MA.
- Mateus, N., Esteves, P. T. and Gonçalves, B. (2020). Clustering performance in the European Basketball according to players' characteristics and contextual variables. *International Journal of Sports Science & Coaching*, 15 (3), 405-411.
- Muniz, M. and Flamand, T. (2022). A weighted network clustering approach in the NBA. *Journal of Sports Analytics*, 8 (4), 251-275.
- Osken, C. and Onay, C. (2022). Predicting the winning team in basketball: A novel approach. *Heliyon*, 8 (12), e12189.
- Patel, R. (2017). *Clustering Professional Basketball Players by Performance*. Los Angeles: University of California. <https://escholarship.org/uc/item/917739k8> (Erişim tarihi: 05.08.2025)
- Pilsbury, D. (2023). *Evaluating Combinations of Play Styles in the NBA*. Cambridge, MA: Massachusetts Institute of Technology.
- Riccardi, N. R. (2024). Optimizing NBA Roster Construction. *Construction. Academy of Economics and Finance Journal*, 14, 28-38.
- Rohilla, V., Kumar, M. S. S., Singh, M. S. (2019) Data Clustering using Bisecting K-Means. *2019 International Conference on Computing, Communication, and Intelligent Systems (ICCCIS)*, Greater Noida, India.
- Rose, L. H. (2012). Winning Basketball Fundamentals. *Rules and Role Changes içinde* (s. 30-32). Champaign, IL: Human Kinetics
- Rousseeuw, P. J. (1987). Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 20, 53-65.
- Sarlis, V. and Tjortjis, C. (2020). Sports analytics - Evaluation of basketball players and team. *Information Systems*, 93, 101562.

- Steinbach, M., Karypis, G. and Kumar, V. (2000). *A Comparison of Document Clustering Techniques*. Minnesota, MN: University Digital Conservancy, University of Minnesota. <https://hdl.handle.net/11299/215421> (Eriřim tarihi: 15.08.2025)
- Stutzman, E. D. (2021). *Multi-Dimensional Clustering of Roles in the NBA*. Tlaquepaque, Jalisco: ITESO.
- Tibshirani, R., Walther, G. and Hastie, T. (2001). Estimating the Number of Clusters in a Data Set Via the Gap Statistic. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B*, 63 (2), 411-423.
- Tichy, W. (2016). Changing the game. *Ubiquity*, 2016 (May), 1-10. DOI: 10.1145/293230
- Trninić, S. and Dizdar, D. (2000). System of the Performance Evaluation Criteria Weighted per Positions in the Basketball Game. *Collegium Antropologicum*, 24 (1), 217-234.
- Yamada, K. and Fujii, K. (2024). *Offensive Lineup Analysis in Basketball With Clustering Players Based on Shooting Style and Offensive Role*. Ithaca, NY: Cornell University. <https://arxiv.org/abs/2403.13821v1> (Eriřim tarihi: 25.07.2025)
- Zhang, L., Lu, F., Liu, A. and Guo, P. (2016). Application of K-Means Clustering Algorithm for Classification of NBA Guards. *International Journal of Science and Engineering Applications*, 5 (1), 1-6.
- Zhang, S., Lorenzo, A., Gómez, M.-A., Mateus, N., Gonçalves, B. and Sampaio, J. (2018). Clustering performances in the NBA according to players' anthropometric attributes and playing experience. *Journal of Sports Sciences*, 36 (22), 2511-2520.

ÖZGEÇMİŞ

ORCID NO: 0009-0005-0244-5358

Ad Soyad : MEHMET ÇAĞRI KUL

Yabancı Dil : İNGİLİZCE, ALMANCA

Eğitim ve Mesleki Geçmişi:

- 2022, Eskişehir Teknik Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği, Lisans
- 2023 - Güncel, Yazılım Mühendisi, HelioCampus, ABD
- 2022 - 2023, Yazılım Mühendisi, MergenTech, Eskişehir
- 2022, Yazılım Mühendisi, Xinerji Software, İstanbul

Ödülleri:

- 2019 - 2022 Bahar Dönemleri, Onur Öğrencisi, Onur Belgesi, Eskişehir Teknik Üniversitesi