

# Köpek Gezdirici Segmentasyonu

## Dog Walker Segmentation

Alperen Ercan

DogGO INTERNET HİZMETLERİ  
PAZARLAMA VE TİCARET A.Ş.  
İstanbul

Bariş Karan

DogGO INTERNET HİZMETLERİ  
PAZARLAMA VE TİCARET A.Ş.  
İstanbul

Tuna Çakar

Mef Üniversitesi  
Bilgisayar Mühendisliği  
İstanbul

**Özetçe** —Bu çalışma kapsamında gezdiriciler gösterdikleri gezdirme alışkanlıklarına göre kümelerle ayrılmıştır. Kümelere ayırma işleminde gezdiricilerin dağılımları normal olmadığı için dağılımlar öncelikle farklı transformasyon yöntemleri denenecek normleştirilmiştir. Sonrasında kümelere ayırma işleminde kaç sınıfa ayrılacakları K Ortalamalar algoritması ve Gaussian Karışıklık algoritmalarıyla karar verilmiştir. Bununla birlikte, gezdiriciler ayrıldıkları kümeler üzerinden aylık olarak, zamansal yolculuk açısından izlenebilecek şekilde veriler görselleştirilmiştir. Özellikle bu son basamakta geliştirilen süreç özgün olmasının yanı sıra farklı sektörlerde müşterilerin davranışsal değişimlerini takip etme açısından da önemli olarak değerlendirilebilecek bir katkı değer sağlamaktadır.

**Anahtar Kelimeler**—RFM, köpek gezdirme, köpek, GMM, K-Ortalamalar, kümeleme, sınıflandırma

**Abstract**—In this study dog walkers were separated into clusters according to walkers' walk habits. Due to the fact that the distributions were non-normal, normalization algorithms were applied before the onset of clustering. After normalizing, K Means algorithm and Gaussian Mixture Models used for finding optimum cluster count. According to these clusters, walkers' consecutive months separated to follow-up their behavioral traits. This part of the study adds value to the project to examine walkers' behaviors closer.

**Keywords**—RFM, dog walkers, dog, GMM, KMeans, Segmentation, Clustering

### I. GİRİŞ

Ürün satılan veya hizmet sunulan müşterilerin hepsine aynı şekilde yaklaşmanın verimli bir pazarlama yöntemi olmadığı son 20 senede belirgin hale gelmiştir. [1] Yapılan çalışmalarda, verilen reklamlar özleştirildikçe hitap edilen kesimin dikkatinin daha çok çekildiği gözlemlenmiştir. [2] Ayrıca, müşterilerin satın alma alışkanlıkları birbirlerinden farklılaşabilir. Bu yüzden tüm müşterilere aynıymış gibi davranmak yanlış bir tutum olacaktır. Müşterilerden bazıları diğerlerinden daha sadık ve kârlıdır. Bu sebeple, müşteriler arasında sadık olanlar belirlenmeli ve pazarlama stratejileri geliştirilirken bu müşterileri elde tutma yolları aranmalıdır [3]. Mevcut müşterileri elde tutmak, müşteri profillerini doğru bir şekilde analiz edip tanımakla olacaktır. Köpek gezdirici segmentasyonu çalışması kapsamında gezdiricileri belirli özelliklerine göre sınıflandırarak, gezdiricilerin buldukları kategorilere göre ilerleyen dönemlerdeki muhtemel davranışları hakkında fikir sahibi

olmak ve buna göre planlama stratejisi geliştirmek amaçlanmıştır. Yapılmış segmentasyon çalışmaları incelendiğinde daha çok müşteri sınıflandırma üzerine olan araştırmalar ile karşılaşılmaktadır. Bu çalışmada ise segmentasyon işlemi müşterilere değil köpek gezdiricilerine uygulanmıştır ve bu noktada yapılan benzer çalışmalardan ayrılmaktadır. Çalışmanın yapıldığı uygulama sektöründeki benzer e-ticaret siteleri gibi bir pazar yer uygulamasıdır. Uygulamanın sunmuş olduğu hizmetleri gerçekleştiren köpek gezdiricilerinin tedariğinin sağlanması gerektiği için davranışlarının tahmin edilmesi, tıpkı müşterilerdeki kadar önemlidir.

Köpeğini gezdirmek isteyen bir müşterinin gezdirici bulamaması müşterinin kaybedilmesine ve hatta bu olayın tekrarlanması durumunda müşterinin uygulamadan ayrılmasına sebep olabilmektedir. Bu tip durumlarla karşı karşıya kalınmaması için öncelikle bu problemin nerelerde ve ne zaman gerçekleşebileceğini öngörmek gerekmektedir. Bu çalışma kapsamında gezdiricilerden azami verim almak amacı ile segmentasyon çalışması yapılmıştır. Gezdiricilerin uygulamaya kaydolduktan sonra herhangi bir sebepten dolayı gezdirme sayılarında meydana gelen azalma, uygulamayla arasındaki sadakatin kaybedilmesine sebep olmaktadır. Bu durum, uzun dönemde köpek gezdiricisinin bulunamamasına ve dolayısıyla müşterilerin ihtiyaçlarının cevapsız kalmasına sebep olabilmektedir. Bu tip durumların önceden fark edilip gezdiricilerin uygulama ile olan bağımlı artırmaya yönelik çalışmalar tecrübeleri gezdiricilerin şirket bünyesinde bulunması açısından önemlidir. Aynı zamanda olumsuz bir tecrübe elde etmiş olan müşterileri kaybetmemek için bir sonraki yürüyüşlerinde daha tecrübeleri ve iyi geri dönüşleri olan bir gezdirici ile eşleştirilerek onları uygulamada tutmak ve uygulamayla olan bağlarını artırmak, çalışma kapsamında ulaşılmak istenen nihai sonuçlardan birisidir. Sınıflandırma kapsamında yapılan literatür incelemelerinde RFM metodu (Recency, Frequency, Monetary) kullanıldığı fark edilmiştir, bu metot müşterilerin 3 eksen üzerinde 5 eşit parçaya bölünmesi ile uygulanmaktadır [4]. RFM skorunun değerleri sırasıyla güncellik (müşterinin son satın alma tarihinin üzerinden kaç gün geçtiği), sıklık (müşterinin kaç kere satın alma gerçekleştirdiği) ve parasal değer (müşterinin toplam harcadığı para miktarı). Ne var ki bu çalışma kapsamında yapılan RFM skorlama müşteri kapsamında değil köpek gezdiricisi skorlaması tarafında kullanılmıştır. Bu sebeple RFM değerleri amaca uygun şekilde uyarlanmıştır. Değerler köpek gezdiricilerinin son yürüyüşünün üzerinden kaç gün geçtiği, kaç defa köpek gezdirdiği, gezdiricilerin aktif olduğu haftalarda ortalama kaç defa köpek gezdirdiği ve son yürüyüşü ile ilk yürüyüşü arasında geçen gün sayısı olmak üzere 4

boyutlu bir RFM skorlaması olarak yapılmıştır. Bir başka deyişle gezdiriciler sınıflandırılırken bakılan temel öznelikler bu değişkenlerdir. RFM skoruna göre gezdiricilerin kaç gruba ayrıldığı, K-Ortalamalar ve Gauss Karışık Modelinden elde edilen sonuçlara göre saptanmıştır.

## II. MATERYAL VE METODLAR

### A. Veri Seti Hakkında

Proje kapsamında kullanılan veriler, uygulama bünyesinde yapılan yürüyüşler dolayısıyla oluşmuştur. Yaklaşık 100.000 satır ve 43 sütundan oluşan veride; köpeğin sahibi, gezdiricisi ve köpek hakkında çeşitli bilgiler bulunmaktadır. Ayrıca, köpek sahibinin, köpeğin gezdirimi ile ilgili çeşitli zaman parametreleri de tutulmaktadır.

### B. Veri Ön İşleme

Gezdiricilerin ilk yürüyüşleri, son yürüyüşleri, toplamda yaptıkları yürüyüş sayıları ve kaç farklı ayırık haftada yürüyüş yaptıkları hesaplanmıştır. Ayırık haftalardaki yürüyüş sayısını hesaplanmasında ise öncelikle bir gezdiricinin kaç farklı haftada yürüyüş yaptığı bulunmuştur. Aktif haftalardaki ortalama yürüyüş sayısı 1. formüldeki gibi bulunmuştur.

Toplam Yürüyüş Sayısı: TYS Aktif Hafta Sayısı: AKS

$$TYS/AKS \quad (1)$$

Bazı gezdiricilerde düzenli olarak benzer sayıda yürüyüşler gerçekleştirirken bazı gezdiricilerde ise belirli dönemlerde yürüyüş gerçekleştirdiği fakat gerçekleştirdikleri zaman da fazla yürüyüşler yaptığı görülmüştür. Dönemsellik üzerine incelenen çalışmalarda, zaman serileri modellerinin uygulandığı görülmüştür[5]. Bu çalışmada ise gezdiricilerin aktif oldukları haftalardaki ortalama yürüyüş sayıları ile oluşan farklılaşmalar dikkate alınmıştır. Gezdiricilerin son yürüyüşleri ile ilk yürüyüşleri arasındaki gün farkı bulunarak “gezdiricinin ömrü” bulunmuştur. Ayrıca bugün ile gezdiricinin son yürüyüş arasındaki gün sayısı da “güncellik” olarak adlandırılmıştır. Gezdiriciler arasında uygulamayı diğerlerinden daha fazla kullananlar, hiç kullanmayanlar veya bir kere kullanan fakat uzun süreden beri de hiç kullanmayan gezdiriciler bulunmaktadır. Bu kişiler aykırı değer olarak tanımlanmıştır. Aykırı değerler sayıca az olmalarına rağmen aşırı büyük veya çok küçük sayılar olmalarından dolayı verideki dağılımları baskılayarak çalışmayı yanlış yönlendirebileceği için analiz dışında bırakılmıştır. Aykırı değer olarak elenen ilk gezdirici grubu çok fazla sayıda yürüyüş gerçekleştirmiş olanlardır. Bu gruba giren kişiler en elit gruba karşılık gelecek şekilde VIP olarak sınıflandırılmıştır. VIP sınıfına sahip olan köpek gezdiricilerinin bulunabilmesi için 3 farklı aykırı değer analizi algoritması kullanılmıştır.

1) *Aykırlık Analizleri:* İlk olarak Local Outlier Factor (bölgesel aykırılık tespiti) algoritmasıyla, toplam yürüyüş (sıklık) ve aktif olunan haftalardaki ortalama yürüyüş sayısına bakarak 2 boyutlu şekilde incelenmiştir. Bu algoritma bir gözlemin çevresin 3 adet gözleme olan öklid mesafesine bakarak puanlamaktadır. Fakat bu tespit çalışması, yürüyüş sayısı az ve çevresinden farklı olan gezdiricileri de VIP olarak gruplamıştır. Bundan dolayı bu yaklaşımın kullanılmasından vazgeçilmiştir.

İkinci olarak ise IQR (Çeyrekler Açıklığı Analizi) kullanılmıştır.

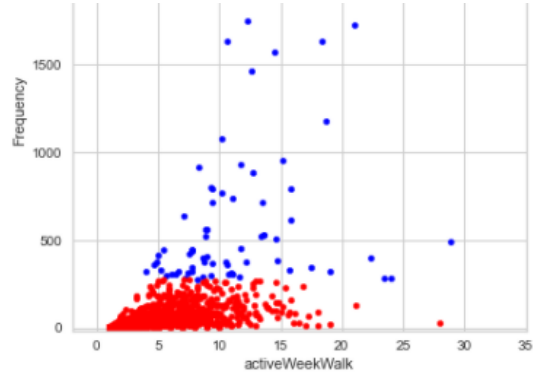
$$IQR = (q_3 - q_1) \quad (2)$$

$$Q_{max} = Q_3 + K \times IQR \quad (3)$$

$$Q_{min} = Q_1 - K \times IQR \quad (4)$$

Çeşitli K katsayıları denenerek gözlemlerde bulunmuş ve bu uygulama kapsamında 10 olarak kabul edilmiştir.

Üçüncü ve son olarak ise İzolasyon Ormanı (Isolation Forest) algoritması uygulanmıştır. Bu algoritma çeyrekler açıklığı analizi gibi tek boyutlu olarak çalışan bir algoritmadır. Fakat atanan belirli VIP gezdiricilerin bu sınıfa ait olmadığı yni hatalı atama yapıldığı tespit edildiği için çeyrekler analizi kullanılmıştır. Çeyrekler açıklığı analizine göre 278’den daha fazla yürüyüş yapan köpek gezdiricileri VIP olarak adlandırılmıştır. VIP olarak adlandırılan gezdiriciler şekil 1’de mavi ile gösterilmiştir. Ayrıca son 60 günde hiç yürüyüş yapmamış ve onun öncesinde de sadece 1 yürüyüşü bulunan gezdiriciler ayrı bir küme olarak ayrılmış ve yapılan analizlere dahil edilmemiştir.



Şekil 1: VIP müşteriler mavi renk ile gösterilmiştir.

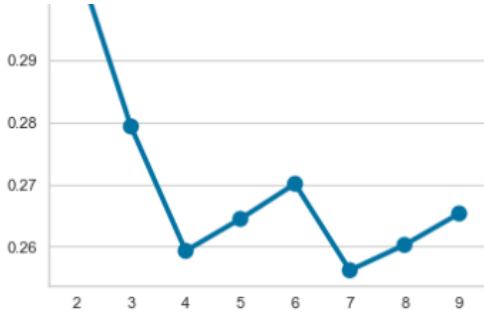
Verideki sütunlar, gezdirici numarası (id), güncellik, sıklık, gezdirici ömrü, aktif hafta ortalama yürüyüş sayısıdır. Gezdirici numarası yapılacak olan işlemlerde kullanılmayıp gezdiricilerin kimliklerini belirten kişiye özel koddur. Geriye kalan 4 sütunun da dağılımları farklı aralıklarda olduğu için işlemlerden önce veriler normalize edilmiştir. Normalleştirme yapılmadan önce hangi normalleştirme işleminin veriye uygun olduğu tespit edilmiştir. Denenen normalleştirme işlemleri; karekök dönüşüm, karşıt dönüşüm, logaritmik dönüşüm, Box-Cox dönüşüm ve çeyrekler dönüşümüdür. Bu dönüşüm işlemleri kullanılarak normallik sonuçları incelenmiştir. Bu normallik skorları Shapiro, çarpıklık, Kurtosis, D’Agostino istatistiği ve Kolmogorov - Smirnov istatistiklerinin sonuçlarıdır.

Ayrıca düzeltilmiş dağılımların görselleri de incelenerek, en uygun olan dönüşüm işleminin Box-Cox olduğuna karar verilmiştir. Box-Cox dönüşümü çarpık veriler üzerine düzeltme işlemi uygulayarak normalleştirme işlemi uygulamaktadır. Dönüşüm işlem türünü lambda parametresine göre belirlemektedir.

$$X^{(\lambda)} = (X^\lambda - 1)/\lambda \quad (5)$$

2) *Model Geliştirimi*: Güncellik, sıklık, gezdirici ömrü, aktif hafta ortalama yürüyüş sayısı değerlerinden oluşan RFM tablosu box-cox dönüşümü uygulanmıştır. Sonrasında ise gezdiricilerin kaç kümeye ayrılacağı ile ilgili çalışmalar yapılmıştır. K-Ortalama kümeleme çalışması veri setini değişkenler üzerinden K adet kümeye bölmek için tekrarlı işlem gerçekleştirir [7]. Bölme işlemini gerçekleştirirken amaç bölümlenme sonucunda elde edilen kümelerin küme içi benzerliklerinin maksimum ve kümeler arası benzerliklerinin ise minimum olmasını sağlamaktır. K değeri arttıkça kümeler birbiri içerisinde daha tutarlı ve kümelerin birbiri arasındaki uzaklıkları daha fazladır. Fakat çok büyük sayılardaki gezdirici grubu, tanımlama yapabilmek için çok uygun olmadığından dolayı daha düşük ve uygun değerler belirlenmelidir. Bu belirlemeyi yapabilmek için silhouette skor metriği kullanılmıştır. Bu metrik her bir veri noktası için küme içi homojenlik ve diğer küme merkezlerine uzaklık açısından yorumlayıcı ve yardımcı bir çıktı olarak kullanılmaktadır ve bütün veri noktalarının ortalama silhouette skoru dikkate alındığında ortalama skorun +1'e daha yakın olması daha iyi kümeleme olduğu -1'e yaklaşması da kötü bir kümeleme olduğu anlamında gelmektedir [8]. Silhouette skor hesaplama işlemi bir veri noktası ile kümedeki diğer tüm veri noktaları arasındaki ortalama mesafe ( $a_i$ ), bu veri noktasına en yakın kümedeki diğer tüm veri noktalarına olan ortalama uzaklık ( $b_i$ ) dir.  $(b_i - a_i) / \max(b_i - a_i)$  işlemi ile hesaplanmaktadır.

$$\text{SilhouetteSkor} = (b_i - a_i) / (\max(b_i - a_i)) \quad (6)$$



Şekil 2: Gezdiriciler 6 kümeye ayrılmıştır.

2. şekilde, ayrılan küme sayısına göre Silhouette skorların sonuçları görülmektedir. x eksenini küme sayısını belirtirken y eksenini silhouette skorunu temsil etmektedir. En iyi küme sayısını bulabilmek için ise düşük bir değer ardından çıkış yapan bir kümenin belirlenmesi gerekmektedir. Bundan dolayı gezdiricilerin 6 kümeye ayrılması kararlaştırılmıştır.

“Sıklık”, “gezdirme ömrü” ve “aktif hafta yürüyüş ortalaması” değişkenler için de bu değerler hesaplanmıştır. Kümelere ayırma işleminde 2. ayırma yöntemi Gauss Karışık Modelidir. Bu model olasılık temelli bir yaklaşıma dayanmaktadır. Verilerin K adet kümeye ait olma olasılıklarını belirtmektedir. Buradaki K parametresi kullanıcı tarafından girilmektedir. En uygun K küme sayısını bulmak için de AIC – BIC skorlarına bakılmaktadır. AIC (Akaike Ölçütü), Akaike tarafından önerilen ve farklı modellerin karşılaştırılmasında yaygın olarak kullanılmaktadır. (Akaike Information Criterion: AIC) olarak tanımlanır. En küçük AIC değerine sahip model en iyi model

Cluster	Yenilik_ortalama	Yenilik_ortanca	Yenilik_std
0	62.504184	49.5	54.752531
1	390.194192	321.0	246.354033
2	565.283168	551.0	253.501207
3	19.539906	9.0	21.746444
4	56.509402	46.0	49.863241
5	340.860577	268.0	260.687155

Şekil 3: Güncellik Sütunundaki Farklılaşma

olarak kabul edilmektedir. L modeli için olabilirlik fonksiyonu maksimize değerinde, K modelde tahmin edilen parametre sayısını temsil etmektedir. [9] denklemi

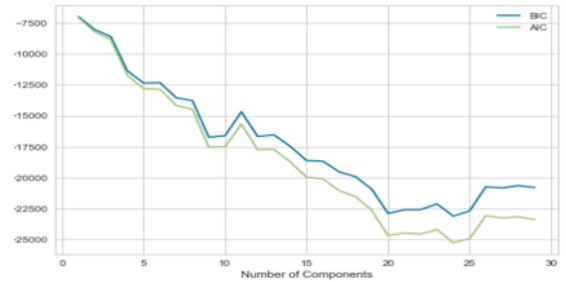
$$AIC = (2 \times K - 2 \times \ln(L)) \quad (7)$$

ile bulunmaktadır.

Bayes Bilgi Ölçütü, model arasında uygunluğu ölçen yöntemlerden biridir. Pearson istatistiği poisson ve negatif binomial regresyon için aynı formda kullanılmaktadır. n gözlemlenen örnek sayısını K ise model tahminindeki parametre sayısını, L(x) ise modelin olabilirlik fonksiyonunun maksimum değerini temsil etmektedir.

$$BIC = (k \times \ln(n) - 2 \times \ln(x)) \quad (8)$$

[10] şeklinde hesaplanmaktadır.



Şekil 4: RFM tablosunun AICBIC skorları.

AIC BIC skorlarının düşüş yaşadığı noktalar uygun küme sayısı olarak alınmalıdır. 4. Görselin incelenmesi sonucunda gezdiriciler 5 farklı sınıfa ayrılmıştır. GMM Algoritması olasılık hesabına dayandığı için kendi içerisinde hangi sınıfa ait olduğunu da olasılıksal olarak hesaplamaktadır. Fakat K-Ortalama algoritması açıklama olarak daha fazla ayrıntı içerdiği ve küme tanımlamaları daha belirgin gözlemlendiği için K-ortalama model tercih edilmiştir.

3) *Gezdiricilerin Zamansal Yolculuğu*: Gezdiricilerin uygulama içindeki zamansal yolculuklarını (hangi segmente ait olduklarını) tespit etmek, bir gezdiricinin aylık ve zamansal olarak değişiminin anlaşılmasına yardımcı olmaktadır. Bu çalışma için gezdiricilerin 4 boyutlu RFM sonuçları girdiği aydan itibaren olacak şekilde sürekli olarak hesaplanıp tekrar tekrar satır olarak eklemektedir. Mesela bir kişi yürüyüş yaptığı ilk ay

RFM skorları o aya göre hesaplanırken bir sonraki ay gezdiricinin ilk ay ve ikinci ayda yaptığı yürüyüşlerin toplamına göre değerlendirilmiştir. Eğer gezdirici o ay yürüyüş yapmamış ise bir önceki ayın yürüyüş sayısını almaktadır. Güncellik yürüyüş gün sayısı da 30 artmaktadır. Eğer yürüyüş yapmış ise o ayın son gününe göre yürüyüşünün üzerinden kaç gün geçtiğini incelemektedir. Gezdiriciler adlandırılarak, değişimler daha net olarak gözlemlenmiştir.

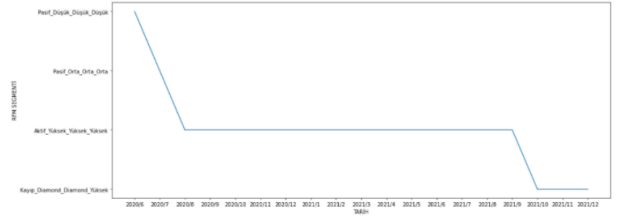
Gezdiricilerin değerlerine göre tanımlanma şekilleri, Güncellik sınıfı için; gezdiricilerin Güncellik gün sayısı 16'dan küçük veya eşitse "yüksek aktif", 16-30 günler arası "aktif", 31-67 günler arası "pasif", 68-365 günler arası "kayıp" 366 günden daha büyük ise "yüksek kayıptır". Sıklık sınıfı için; 0-10 yürüyüş arası "düşük", 11-38 yürüyüş sayıları arası "orta", 39-277 yürüyüş sayıları arası "yüksek", 278 ve üstü yürüyüşler ise "diamond" olarak sınıflandırılmıştır. Yaşam ömrü; 0-14 gün arası olanlar "düşük", 15-90 gün arası olanlar "orta", 90-365 gün arası olanlar "yüksek", 366 ve üstü gün sayı olanlar ise "diamond" olarak sınıflandırmıştır. Aktif haftalardaki yürüyüş ortalamalarında ise, 0-2 arası yürüyüş sayısı "düşük", 2-4 arası yürüyüş sayısı "orta", 5-14 arası "yüksek", 15 ve üstü ise "diamond" olarak tanımlanmıştır. Sınıflar adlandırırken ise o sınıfa ait olan gezdiricilerin değerlerinin ortalamasına göre sınıflandırılmıştır.

Cluster	Yenilik	Sıklık	Gezdirici_Ömrü	Aktif_Hafta_Yürüyüş
0	Pasif	Düşük	Düşük	Düşük
1	Yüksek/kayıp	Yüksek	Yüksek	Yüksek
2	Yüksek/kayıp	Düşük	Düşük	Orta
3	Aktif	Yüksek	Yüksek	Yüksek
4	Pasif	Orta	Orta	Orta
5	Kayıp	Orta	Yüksek	Düşük

Şekil 5: Sınıfların Adları

Öncelikle 4 boyutlu olarak hesaplanan RFM tablosunda, silhouete skor analizine göre gezdiricilerin 6 kümeye ayrılmasına karar verilmiştir. Ayrılan kümelerin özellikleri ve isimlendirilmesi Şekil 6'da belirtilmiştir. Herbir sınıfa ait gezdiricilerin ortalama değerleri alınarak aylık değerleri kaydedilen K-Ortalamlar ve Gauss Karışık Modelinden elde edilen merkezlere göre bir olasılık hesabı yapılmaktadır. İlk olarak K-Ortalamlar hesabı için gezdiricilerin her bir ayındaki RFM skoruna göre sınıf merkezlerine olan Öklid uzaklıklarına bakılmaktadır. Her bir gezdiricinin her aydaki güncellik değerinin bir sınıf merkezinin güncellik sütununa olan uzaklığının karesi alınır. Sonra aynı gezdiricinin aynı aydaki sıklık değerinin güncellik için bakılan sınıfın sıklık değerine olan uzaklığının karesi alınır. Bu işlem "gezdiricinin ömrü" ve "aktif aylardaki yürüyüşlerin ortalaması" içinde yapılır. Ve 4 değer toplanarak 4. dereceden kök alma işlemi uygulanır. Bu işlem her sınıf için yapılır. Ve gezdiriciye en yakın olan sınıf bulunur.

Bu sayede gezdirici yaşam döngüsünde ay ay uygulama



Şekil 6: Örnek Bir Gezdiricinin Aylık Olarak Değişimleri

alışkanlık karakterleri analiz edilebilir ve hangi davranışa meyillendiği gözlemlenmektedir.

### III. TARTIŞMA VE SONUÇLAR

TÜBİTAK 1507 Araştırma ve Geliştirme çalışması kapsamında "Köpek Gezdiricisi Segmentasyonu" çalışmasında gezdiricilerin zamansal grupları bulunmuştur. 4 boyutlu (güncellik, sıklık, gezdirici ömrü, aktif hafta yürüyüş) RFM çalışması gerçekleştirilmiştir. Çalışma sonunda gezdiriciler daha kişisel olarak gruplanmış ve benzer özellikleri bulunan gruplar tespit edilmiştir. Elde edilen model kullanılarak, gezdiricinin aylık bazda küme değişimi yöntemiyle, gezdiricilerin davranış değişimi hakkında bilgi sahibi olunmuştur. Bu sayede bir gezdiricinin performansındaki düşüş trendi farkedilirse erkenden aksiyon alınabilecektir. Çalışmanın bir sonraki adımında, elde edilen küme değerleri hedef değişken olarak kullanılıp, ortak kümeye mensup gezdiricilerin sahip olduğu benzer özelliklerin tespit edilmesi hedeflenmektedir.

### KAYNAKLAR

- [1] R. S. Winer, "A Framework for Customer Relationship Management", California Management Review, 43(4), 89-105, 2001. doi:10.2307/41166102
- [2] S. Kalyanaram, , and S. S. Sundar, "The Psychological Appeal of Personalized Content in Web Portals: Does Customization Affect Attitudes and Behavior?", Journal of Communication, 56(1), 110-132, 2006. doi:10.1111/j.1460-2466.2006.00006.x )
- [3] A. M., "The Customer Loyalty Solution What Works (and What Doesn't) in Customer Loyalty Programs", New York: McGraw-Hill, 2003
- [4] J. T. Wei, S. Y. Lin and H. H. Wu , "A review of the application of the RFM model, and African Journal of Business Management", vol . 4, no . 19, pp . 4199-4206, 2010
- [5] M. Khajvand, and M. J. Tarokh, "Estimating customer future value of different customer segments based on adapted RFM model in retail banking context", Procedia Computer Science, 3, 1327-1332 2011. doi:10.1016/j.procs.2011.01.011
- [6] H.L. Nelson, and C.W.J. Granger "EXPERIENCE WITH USING THE BOX-COX TRANSFORMATION WHEN FORECASTING ECONOMIC TIME SERIES" Journal of Econometrics, 10, 57-69. doi:10.1016/0304-4076(79)90064-2
- [7] J. B. MacQueen, "Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations, Proceedings of 5-th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability", Berkeley, University of California Press, 1:281-297 1967
- [8] Silhouette scores for assessment of SNP genotype clusters Lovmar, Ahlford, Jonsson Syvanen (2005)
- [9] Anderson, D. R. (2008), Model Based Inference in the Life Sciences, Springer.
- [10] İ. Ercanlı, A. Kahriman, H. Yavuz, "Trabzon Orman Bölge Müdürlüğü Doğu Ladini-Sarıçam Karışık Meşcereleri İçin Karışık Etkili Doğrusal Olmayan Regresyon Denklemleri İle Doğu Ladini Çap-Boy Modellerinin Geliştirilmesi". SDÜ Orman Fakültesi Dergisi 13: 75-84. 2012