

**SOSYAL HİZMETLERDE VERİ TEMELLİ
MÜDAHALE OLANAKLARI: EVDE BAKIM
HİZMETİ ALAN BİREYLERİN K-MEANS
ALGORİTMASI İLE KÜMELENMESİ**

DATA-BASED INTERVENTION OPPORTUNITIES
IN SOCIAL SERVICES: CLUSTERING
HOME CARE SERVICE RECIPIENTS
USING THE K-MEANS ALGORITHM

Yasin ERDURAK

24

SOSYAL HİZMETLERDE VERİ TEMELLİ MÜDAHALE OLANAKLARI: EVDE BAKIM HİZMETİ ALAN BİREYLERİN K-MEANS ALGORİTMASI İLE KÜMELENMESİ

DATA-BASED INTERVENTION OPPORTUNITIES IN SOCIAL SERVICES: CLUSTERING HOME CARE SERVICE RECIPIENTS USING THE K-MEANS ALGORITHM

Yasin ERDURAK¹

Anahtar Kelimeler:

K-Means algoritması
Denetimsiz makine
öğrenmesi
Veri analizi
Evde bakım hizmeti
Sosyal hizmet

Keywords:

K-Means algorithm
Unsupervised machine
learning
Data analysis
Home care
Social work

ÖZ

Yaşlanan nüfus, kronik hastalıkların artışı ve yalnız yaşayan bireylerin çoğalması evde bakım hizmetlerine duyulan ihtiyacı her geçen gün artırmaktadır. Literatürde evde bakım hizmetlerinden yararlanan bireylerin bireysel özelliklerine göre farklı ihtiyaçlar sergilediği bilinmekle birlikte bu farklılıkların sistematik olarak analizine yönelik veri temelli çalışmalar sınırlıdır. Bu bağlamda mevcut araştırma evde bakım hizmeti alan bireylerin demografik, sosyoekonomik ve hizmet kullanım özelliklerine göre benzer örüntüler sergileyip sergilemediğini belirlemeyi ve bu yolla hedefe yönelik sosyal hizmet müdahaleleri geliştirilmesine katkı sunmayı amaçlamaktadır. Araştırmada İzmir Büyükşehir Belediyesi tarafından sağlanan ve 2020-2024 yıllarını kapsayan “Evde Bakım Hizmeti Talepleri” veri seti kullanılmıştır. Analiz aşamasından önce eksik, tutarsız ve anlam belirsizliği taşıyan kayıtlar veri setinden çıkarılmış ve analizler toplam 5245 geçerli gözlem üzerinden gerçekleştirilmiştir. Veri hazırlığı sürecinde kategorik değişkenler one-hot kodlama yöntemiyle sayısal formata dönüştürülmüş, ardından farklı ölçeklerdeki tüm değişkenler StandardScaler yöntemiyle standardize edilmiştir. Araştırmada kullanılan yöntemlerden olan K-Means kümeleme algoritmasının uygulanmasında optimum küme sayısı Elbow ve Silhouette yöntemleriyle belirlenmiş ve analiz için en uygun küme sayısının beş olduğuna karar verilmiştir. Elde edilen kümeler, Temel Bileşen Analizi (PCA) yardımıyla görselleştirilmiş ve kümelerin özellikleri ortalama Z-skorları üzerinden yorumlanmıştır. Analiz bulguları bireylerin yaş, cinsiyet, fiziksel yeterlilik, sosyal güvence durumu ve hizmet talepleri gibi değişkenler temelinde anlamlı şekilde farklılaşan kümeler oluşturduğunu ortaya koymaktadır.

ABSTRACT

The aging population, increase in chronic diseases, and rise in the number of individuals living alone have all contributed to the escalating demand for home care services. While it is known that individuals who benefit from home care services exhibit different needs according to their individual characteristics, there is a limited number of data-driven studies that systematically analyze these differences. In this context, the current study aims to determine whether individuals receiving home care services exhibit similar patterns based on their demographic, socioeconomic, and service usage characteristics, thereby contributing to the development of targeted social work interventions. The study used the “Home Care Service Requests” dataset provided by the Izmir Metropolitan Municipality, covering the years 2020 to 2024. Before the analysis phase, records that were incomplete, inconsistent, or ambiguous were removed from the dataset, and the analyses were performed on a total of 5,245 valid observations. During the data preparation process, categorical variables were converted to numerical format using the one-hot encoding method, and then all variables with different scales were standardized using the StandardScaler method. In the application of the K-Means clustering algorithm, one of the methods used in the study, the optimal number of clusters was determined using the Elbow and Silhouette methods, and it was decided that the most appropriate cluster count for the analysis was five. The obtained clusters were visualized using Principal Component Analysis (PCA), and the characteristics of the clusters were interpreted based on average Z-scores. The analysis findings reveal that the clusters differ significantly based on variables such as age, gender, physical capacity, social security status, and type of service requests.

¹ Dr. Öğr. Üyesi, Bandırma Onyedi Eylül Üniversitesi, Sağlık Bilimleri Fakültesi, yerdurak@bandirma.edu.tr, ORCID: 0000-0003-0949-8100

Alıntılanmak için/Cite as:
Erdurak Y. (2025). Sosyal Hizmetlerde Veri Temelli Müdahale Olanakları: Evde Bakım Hizmeti Alan Bireylerin K-Means Algoritması İle Kümeleneşmesi, Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, 34 (Özel Sayı), 417-437

GİRİŞ

Toplumların yaşlanan nüfusu, artan kronik hastalık yükü ve yalnız yaşayan bireylerin sayısındaki artış (WHO, 2015) sosyal hizmetlerin yönünü ve kapsamını yeniden şekillendirmektedir. Bu dönüşüm sosyal hizmet sunum biçimlerinde, ihtiyaçların belirlenmesinde, kaynakların yönlendirilmesinde ve önleyici müdahalelerin yapılandırılmasında kendini göstermektedir. Özellikle yaşlılar, yoksullar ve engelliler gibi dezavantajlı gruplara yönelik etkili sosyal hizmet stratejilerinin geliştirilebilmesi, karar alma süreçlerine veriye dayalı analiz tekniklerinin entegre edilmesini zorunlu kılmaktadır (Genet vd., 2011).

Evde bakım hizmetleri, bireyin kendi yaşam alanında desteklenmesini esas alarak hem yaşam kalitesini korumayı hem de kurumsal bakımın ekonomik ve sosyal yükünü azaltmayı hedefleyen önemli bir yerel hizmet alanıdır (Çoban & Esatoğlu, 2004). Türkiye’de evde bakım hizmetleri yerel yönetimler, özel hastaneler, özel evde bakım merkezleri ve kamu hastanelerinin evde bakım birimleri tarafından sunulmaktadır (Pınar, 2010). Ancak bu hizmetlerin toplumun farklı ihtiyaç gruplarına etkili biçimde ulaşabilmesi, arz-talep dengesine göre planlanmayı ve mevcut kaynakların verimli kullanılmasını zorunlu kılmaktadır (Cerrah vd., 2024). Bu noktada geleneksel sosyal hizmet müdahalelerinin bireysel görüşmeler, başvuru odaklı işleyiş ve vaka bazlı karar alma süreçlerine dayanması, önleyici ve kapsayıcı hizmet modellerinin geliştirilmesini zorlaştırmaktadır (Zengin, 2018).

Bu yapısal zorlukların aşılabilmesi için sosyal hizmet alanında yenilikçi teknolojilerin ve veri temelli uygulamaların entegrasyonu giderek önem kazanmaktadır. Özellikle büyük veri kaynaklarının analizine dayalı olarak geliştirilen modeller sosyal risklerin erken tanınması, hizmet önceliklerinin belirlenmesi ve hizmete erişimdeki yapısal eşitsizliklerin görünür kılınması açısından önemli fırsatlar sunmaktadır (Castillo de Mesa, 2021; Reamer, 2023). Bu doğrultuda yapay zekâ teknikleri ve makine öğrenmesi algoritmaları da sosyal bilimlerde alanında artan bir biçimde kullanılmakta ve özellikle kümeleme algoritmaları benzer özelliklere sahip birey gruplarını belirleyerek daha hedeflenmiş ve etkili müdahale stratejilerinin geliştirilmesine olanak sağlamaktadır.

Nitekim Maleki ve Ghahari (2024), ABD’deki COVID-19 vaka oranları, aşı katılımı ve sosyoekonomik göstergeleri analiz ederek benzer özelliklere sahip bölgelerin belirlenmesinde kümeleme algoritmalarını kullanmış ve bu bölgelerde hedeflenmiş müdahale planlarının oluşturulmasını önermiştir. Benzer şekilde Brand vd. (2021) sosyal bilimlerde tedavi etkisi heterojenliğini keşfetmek amacıyla makine öğrenmesi yöntemlerini kullanarak farklı alt grupların tanımlanması ve bu gruplara özel müdahale modellerinin geliştirilmesine odaklanmıştır. Wilder (2018) ise sosyal ve davranışsal müdahalelerin hedeflenmesi ve uygulanmasında algoritmik tekniklerin rolünü incelemiş ve sınırlı kaynaklarla sosyal sistemler içinde etkili müdahalelerin nasıl optimize edilebileceğine dair önemli katkılar sunmuştur.

Literatürde evde bakım hizmetinden yararlanan bireylerin bireysel, sosyal ve ekonomik özelliklerine göre farklı ihtiyaç kalıpları sergilediği bilinmektedir. Ancak bu farklılıkların veri temelli yöntemlerle sistematik biçimde analiz edildiği araştırmalar oldukça sınırlıdır. Mevcut araştırmalar çoğunlukla betimleyici düzeyde kalmakta, bireylerin çok değişkenli özelliklerini birlikte ele alan bütüncül analizlere nadiren yer verilmektedir. Türkiye bağlamında özellikle yerel yönetimler tarafından sunulan evde bakım hizmetlerinin daha iyi hedeflenmesi, ihtiyaç temelli biçimde önceliklendirilmesi ve sunulan hizmetlerin etkililiğinin artırılması için veriye dayalı analizlere olan ihtiyaç giderek belirginleşmektedir.

Literatürdeki bu boşluğu gidermek amacıyla araştırmada evde bakım hizmeti alan bireylerin demografik, sosyoekonomik ve hizmet kullanım özelliklerine göre benzer örüntüler sergileyip sergilemediği, K-Means kümeleme algoritmasına dayalı denetimsiz makine öğrenmesi tekniğiyle incelenmiştir. Araştırma kapsamında elde edilen kümeler aracılığıyla hizmet planlamasında kullanılabilecek gruplar tanımlanmış ve böylece sosyal hizmet uygulamalarında daha planlı ve ihtiyaca duyarlı müdahale olanaklarının geliştirilmesi hedeflenmiştir. Araştırmanın özgünlüğü, Türkiye’de bu kapsamda yapılan az sayıdaki araştırmadan biri olması ve makine öğrenmesi temelli bir yöntemin sosyal hizmet alanında kullanımına dair örnek teşkil etmesidir.

Bu araştırma dört bölümden oluşmaktadır. İlk bölümde kuramsal çerçeve ve literatür tartışılmış, ikinci bölümde araştırma yöntemi açıklanmış, üçüncü bölümde analiz bulguları sunulmuş, son bölümde ise sonuçlar değerlendirilerek politika ve uygulama önerilerine yer verilmiştir.

LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

Günümüz dijital çağında teknolojik gelişmeler sosyal hizmet mesleğinin hem uygulama biçimlerini hem de karar alma süreçlerini derinlemesine etkilemektedir (Henman, 2019). Veri temelli karar alma sosyal hizmet uzmanlarının büyük hacimli verileri ve analitik araçları kullanarak müdahale planlarını nesnel temellere dayandırmaları anlamına gelmektedir (Anbalagan & Fathima, 2024). Bu bağlamda yapay zekânın sosyal hizmete entegrasyonu, makine öğrenmesi ve doğal dil işleme gibi algoritmaların hizmet planlaması, değerlendirme ve müdahale süreçlerinde kullanılmasını kapsamaktadır (Reamer, 2023). Nitekim son yıllarda literatürde sosyal hizmette dijitalleşmenin getirdiği yenilikler bağlamında bu teknolojik yaklaşımların sunduğu fırsatlar kapsamlı biçimde ele alınmaktadır.

Toplumun dijital dönüşümü, sosyal hizmet uygulamalarının niteliğini ve şeklini değiştirmektedir (Jacob & Souissi, 2023). Teknolojinin evrimiyle birlikte sosyal hizmet uzmanlarından dijital araçları uygulamalarına entegre etmeleri beklenmekte ve bu da danışanlarla etkileşim, vaka takibi ve hizmet sunumu biçimlerini yeniden şekillendirmektedir (Tan vd., 2025). Bu doğrultuda dijital araçların sosyal hizmet hizmetlerin kalitesini ve erişilebilirliğini artırma potansiyeli taşıdığı belirtilmektedir (Wassal vd., 2024). Örneğin; çevrimiçi danışmanlık, mobil uygulamalar veya sosyal medya üzerinden destek grupları, coğrafi mesafeleri ortadan kaldırarak daha geniş kitlelere ulaşma imkânı sunmaktadır (Naslund vd., 2016).

Dijital teknolojilerin sosyal hizmete entegrasyonu COVID-19 pandemisinin de etkisiyle ivme kazanmıştır. Küresel ölçekte yaşanan pandemi sosyal hizmetlerde uzaktan çalışma ve çevrimiçi hizmet sunumuna ani bir geçişi zorunlu kılmıştır (Bacter vd., 2021). Bu süreç acil durumlarda bile sosyal hizmetin sürekliliğini sağlamak için yeni dijital yöntemlerin benimsenebileceğini

göstermiştir. Aynı zamanda pandemi deneyimi, dijital araçların sosyal hizmetteki rolünün daha kapsamlı biçimde yeniden değerlendirilmesini, hangi hizmetlerin çevrimiçi ortama taşınabileceği ve hangilerinde ise yüz yüze temasın vazgeçilmez olduğu tartışılmaktadır (Nordesjö ve Scaramuzzino, 2023). Öte yandan sosyal hizmet uzmanlarının bu araçları kullanmaya ne kadar hazır olduğu ve dijitalleşmenin yararlarına dair güven düzeyleri de önemli bir araştırma konusu haline gelmiştir. Pazer (2024) sosyal hizmet profesyonellerinin dijital becerilerinin geliştirilmesi ve teknolojiye uyum sağlayabilmeleri için mesleki eğitimde güncellemelerin zorunlu olduğunu belirtmiştir.

Pandemiyle hız kazanan bu dönüşüm yalnızca olağanüstü koşullara verilen geçici bir yanıt olarak kalmamış ve aynı zamanda dijital araçların sosyal hizmet sistemlerine kalıcı biçimde entegre edilmesine yönelik daha yapısal bir dönüşümün başlangıcı olmuştur. Örneğin; klasik yüz yüze görüşmelere ek olarak görüntülü aramalar aracılığıyla teletıp ve teledanışmanlık hizmetleri sunulmakta ve elektronik vaka yönetim sistemleriyle büyük ölçekli veriler güvenli biçimde depolanıp analiz edilebilmektedir. Bu dijital araçlar basit iletişim teknolojilerinden yapay zekâ tabanlı karmaşık sistemlere kadar geniş bir yelpazeye sahiptir. Nitekim sosyal hizmetin dijitalleşmesinde yapay zekâ destekli vaka yönetimi ve risk değerlendirmelerinde öngörücü analitiklerin giderek daha fazla yer tuttuğu görülmektedir (Wassal vd., 2024). Bu bağlamda dijitalleşme sosyal hizmet uygulamalarını destekleyen, geliştiren ve kimi zaman dönüştüren her türlü dijital araç ve platformun kullanımı olarak tanımlanabilir. Dolayısıyla dijitalleşme sosyal hizmetin hem idari boyutunu (veri yönetimi, belge düzenleme vs.) hem de danışanla temas boyutunu (çevrimiçi terapi, sanal destek grup çalışmaları vs.) kapsamaktadır.

Sosyal hizmet disiplininde uzun yıllardır kanıta dayalı uygulama yaklaşımı benimsense de son dönemde giderek artan oranda veri temelli karar alma kavramı ön plana çıkmıştır. Bu yaklaşım sosyal hizmet karar süreçlerinde sistematik olarak toplanan verilerin ve istatistiksel analizlerin kullanılmasını içerir. Günümüzde sosyal hizmet kuruluşları hizmet verdikleri bireyler ve toplumlar hakkında büyük veri setleri biriktirmektedir. Bu veriler

demografik bilgiler, hizmet kullanım kayıtları, geribildirim anketleri ve hatta sosyal medya etkileşimleri gibi çok çeşitli kaynaklardan gelebilmektedir. Veri analitiği yoluyla bu büyük veri yığınlarından anlamlı desenler ve eğilimler ortaya çıkarılabilir. Nitekim makine öğrenimi algoritmaları, büyük veri kümelerinde insanların gözden kaçırabileceği örüntüleri saptayarak olası sonuçları öngörebilmektedir (Başçılar vd., 2022). Bu sayede sosyal hizmet kurum/kuruluş yöneticileri ve sosyal politika yapıcıları hangi topluluklarda belirli bir sorunun (örneğin; evsizlik, aile içi şiddet, madde kullanımı vb.) artmakta olduğunu erkenden tespit edip kaynaklarını ve çözüm stratejilerini önceden belirleyebilir.

Veri temelli karar alma özellikle risk değerlendirmesi ve erken müdahale gerektiren çocuk koruma gibi alanlarda sosyal hizmetin vazgeçilmez bir unsuru haline gelmiştir. Bu bağlamda geçmiş vaka verilerini analiz ederek çocuk ihmali veya istismarı riskini tahmin eden algoritmik araçlar geliştirilmekte ve karar süreçlerinde kullanılmaktadır. Örneğin; Allegheny Aile Tarama Aracı (Centre for Social Data Analytics, 2025), bir ihbar sonrası çocuğun risk düzeyini nesnel bir skorla değerlendirerek sosyal hizmet uzmanlarına karar desteği sağlamaktadır. Benzer şekilde algoritmik karar destek sistemleri ve makine öğrenmesi yöntemleri, vaka sonuçlarını etkileyen faktörleri belirleyip risk tahminlerini iyileştirerek deneyimsiz uzmanların bile karmaşık vakalarda veri destekli ikinci bir görüşe ulaşmalarına olanak tanımaktadır (Aksakal & Eğrioğlu, 2025).

Veri analitiği aynı zamanda program değerlendirme ve sosyal politikaların yönlendirilmesinde de kritik rol oynamaktadır (Kurban, 2024). Büyük ölçekli sosyal hizmet verilerinin analizi, uygulanan müdahalelerin etkililiğini değerlendirme ve karşılanmamış toplumsal ihtiyaç alanlarını belirleme açısından stratejik bir araç sunmaktadır. Örneğin; bir belediyenin yoksullukla mücadele programına ilişkin veriler, yardım ulaştırmada eksiklik yaşanan mahalleleri ya da hizmetlerden yeterince yararlanamayan demografik grupları ortaya koyarak kaynakların daha adil dağıtılmasına katkı sağlayabilir.

Bununla birlikte yalnızca geçmiş hizmet verilerinin analizine değil aynı zamanda gerçek zamanlı ve çevrimiçi veri kaynaklarının değerlendirilmesine dayalı yeni nesil

yaklaşımlar da sosyal hizmet uygulamalarında önem kazanmaktadır. Özellikle çevrimiçi ortamlardan elde edilen veriler doğal dil işleme (NLP) teknikleriyle analiz edilerek erken müdahaleye olanak tanımaktadır. Patton vd. (2021) sosyal medya paylaşımlarını analiz ederek siber zorbalık, çete şiddeti ve intihar riski gibi durumları tespit eden modeller geliştirmiştir. Benzer şekilde Rice ve Tambe (2018) çevrimiçi davranış kalıplarını inceleyerek yapay zekâ destekli sistemlerin riskli bireyleri erken belirlemede etkili olduğunu göstermiştir. Bu tür dijital araçlar sosyal hizmet uzmanlarının potansiyel vakaları daha erken tanımlamasına ve zamanında müdahale etmesine olanak sağlamaktadır.

Eğitim alanında ise sanal gerçeklik (VR) teknolojileri sosyal hizmet öğrencilerinin mesleki becerilerini geliştirmede etkili bir yöntem olarak öne çıkmaktadır. Sanal ortamda yürütülen vaka simülasyonları öğrencilere mülakat yapma, risk değerlendirme ve etik karar alma gibi becerileri güvenli bir ortamda uygulama fırsatı sunmaktadır. Minguella (2021) geliştirdikleri VR modüllerinde öğrencilerin düşük gelirli bir haneye gerçekleştirdikleri sanal ziyaretlerde risk faktörlerini analiz edebildiklerini ve vaka yönetimi üzerine karar almayı deneyimlediklerini ortaya koymuştur.

Yapay zekâ temelli öngörücü analitik sistemler yalnızca bireysel düzeyde değil toplumsal ölçekte de kullanılmaktadır. Srivastava vd. (2018) tarihsel olay verileri ve çevresel faktörleri analiz ederek belirli bölgelerde şiddet olaylarının ne zaman gerçekleşebileceğini öngören bir model geliştirmiştir. Benzer biçimde Petering vd. (2018) partner şiddeti faillerini erken belirlemek amacıyla makine öğrenmesi temelli bir sistem kullanmış ve demografik, psikososyal ve davranışsal verileri analiz ederek yüksek riskli bireyleri önleyici programlara yönlendirecek risk skorları üretmiştir.

Yapay zekânın sosyal hizmet alanındaki katkıları yalnızca müdahale süreçleriyle sınırlı değildir. Aynı zamanda yönetim ve organizasyonel işleyişte de önemli kolaylıklar sağlamaktadır. Bazı sosyal hizmet kurumlarında sohbet botları (chatbot) danışanlardan gelen rutin soruları yanıtlamakta ve basit başvuru işlemlerini otomatikleştirerek çalışanların zamanlarını daha verimli

kullanmalarına olanak tanımaktadır. Ayrıca randevu planlama, ön değerlendirme, veri girişi gibi tekrarlayan görevlerin yapay zekâ sistemleri tarafından yürütülmesi insan çalışanların daha karmaşık ve yaratıcı görevlere odaklanmasını sağlamaktadır (Nuwasiima vd., 2024). Bu tür danışmanlık sistemleri özellikle deneyimli personelin sınırlı olduğu kurumlarda yeni çalışanlara da işlevsel destek sunabilmektedir.

Literatürdeki araştırmalar, dijital teknolojiler ve yapay zekânın sosyal hizmet alanında hızla yaygınlaştığını ve bu gelişmelerin hem hizmet sunumunu hem de organizasyonel işleyişi dönüştürdüğünü ortaya koymaktadır. Veri temelli karar alma süreçleri, büyük verilerin analiziyle birlikte sosyal hizmet uygulamalarında giderek daha merkezi bir konuma gelmekte ve kaynakların daha etkin biçimde yönlendirilmesini mümkün kılmaktadır. Yapay zekâ tabanlı öngörücü sistemler ise risk değerlendirmesi ve erken müdahale gibi kritik alanlarda karar alma süreçlerini güçlendirirken rutin görevlerin otomatikleştirilmesi sayesinde uzmanların daha karmaşık vakalara odaklanmalarına olanak sağlamaktadır. Bu teknolojik dönüşüm, hizmetlerin erişilebilirliğini ve kalitesini artırarak sosyal hizmet uzmanlarının danışanlarla daha etkili iletişim kurmalarını ve müdahale stratejileri geliştirmelerini desteklemektedir.

Sosyal hizmet alanında dijitalleşmenin etkilerini çok boyutlu biçimde ele alan mevcut araştırmalar, yapay zekâ ile veri analitiğinin hem bireysel müdahalelerde hem de organizasyonel süreçlerde sağladığı olanaklara dikkat çekmektedir. Ancak incelenen literatürde özellikle yerel düzeyde hizmet alan bireylerin veri temelli yöntemlerle gruplandırılmasına ve bu yolla hizmet planlamasının iyileştirilmesine odaklanan araştırmalar oldukça sınırlıdır. Bu araştırma, K-Means kümeleme algoritması kullanarak evde bakım hizmeti alan bireylerin farklı değişkenlerden oluşan veriler üzerinden gruplandırılmasını sağlayarak söz konusu boşluğu doldurmayı ve sosyal hizmetlerde veri odaklı planlama süreçlerine katkı sunmayı amaçlamaktadır.

YÖNTEM

Araştırmanın Tasarımı

Araştırma evde bakım hizmetlerinden yararlanan bireylerin

demografik, sosyoekonomik ve hizmetten yararlanma durumlarına göre ayrıntılı olarak incelenmesini amaçlayan veri odaklı ve denetimsiz makine öğrenmesi temelli nicel bir çalışmadır. Araştırmanın tasarımı belirli hipotezleri test etmekten ziyade yüksek boyutlu veri kümesindeki mevcut doğal örüntüleri tanımlamaya yöneliktir. Bu süreç Python programlama dili kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Python'un açık kaynaklı yapısı ve pandas, scikit-learn gibi güçlü kütüphaneleri sayesinde sosyal bilimlerde veri madenciliği uygulamaları için yaygın olarak tercih edilen bir analiz aracıdır (McKinney, 2010; Pedregosa vd., 2011).

Araştırmada sınıflandırma etiketlerinin bulunmadığı çok değişkenli veri yapılarında gruplama yapmaya uygun olarak K-Means kümeleme yöntemi tercih edilmiştir. Bu yöntem büyük veri kümelerinde işlem verimliliği, kullanıcı dostu uygulama yapısı ve matematiksel sadeliği sayesinde sosyal bilimlerde sıkça kullanılmaktadır (Jain, 2010; Pedregosa vd., 2011). Kümeleme sonucunda elde edilen gruplar, ortak özelliklere sahip bireyleri istatistiksel olarak tanımlama olanağı sunarak sosyal hizmet alanında veri temelli grup profillerinin oluşturulmasını mümkün kılmıştır.

K-Means kümeleme algoritması veri setindeki her bir gözlemi küme merkezlerine (centroid) olan Öklidyen mesafeye göre en yakın kümeye atayarak kümeler oluşturmaktadır. Süreç şu adımları izlemektedir: (1) Başlangıçta rastgele k adet küme merkezi belirlenmesi; (2) Her gözlem en yakın merkeze atanarak kümeler oluşturulması; (3) Her bir küme için merkezler yeniden hesaplanması; (4) Bu işlem atamalar değişmeyene kadar yinelenmesi. Yöntem, küresel (spherical) ve konveks (convex) yapıdaki kümelerde daha başarılı sonuçlar vermekte ve değişkenlerin aynı ölçekte olması varsayımına dayanmaktadır (Tan, Steinbach & Kumar, 2006).

K-Means kümeleme algoritması bazı sınırlılıklar içermektedir. Yöntem kümelerin küresel şekilli, benzer büyüklükte ve eşit varyanslı olduğu varsayımına dayanmaktadır. Bu varsayımlar nedeniyle algoritma, özellikle karmaşık veri yapılarında sapma gösterebilir. K-Means kümeleme algoritmasının farklı büyüklükte kümeleri yanlış sınıflandırma, eliptik (anizotropik) dağılımları küresel biçimde temsil etme ve farklı

varyanslara sahip kümeler karşısında hatalı ayrımlar üretme eğilimi bulunmaktadır. Ayrıca algoritma başlangıç merkezlerine duyarlı olduğu için farklı başlatmalarda farklı sonuçlar verebilir (GeeksforGeeks, 2023).

Analiz öncesinde değişkenler türüne göre kategorik ve sayısal olarak ayrılmıştır. Kategorik değişkenlerde eksik veriler için 'most_frequent' stratejisi ile mod değeri kullanılmıştır. Sayısal değişkenlerde ise 'mean' stratejisi ile ortalama değer üzerinden imputasyon uygulanmıştır. Sayısal değişkenler daha sonra StandardScaler ile normalize edilmiştir. Kümeleme için n_clusters=5, random_state=42, n_init=10 (default), max_iter=300 (default) parametreleri kullanılmıştır.

Model uygulanmadan önce veri, fit() metodu ile işlenmiştir. Ardından her bir gözlem için hangi kümeye ait olduğuna dair labels bilgisi veri setine KUME adıyla eklenmiştir. Küme profillerinin analizinde ise elde edilen verilerden oluşturulan z-score (standartlaştırılmış değerler) kullanılmış ve her kümenin ortalama değerleri hesaplanarak z_summary tablosu elde edilmiştir. Bu tablo kümeler arasındaki belirleyici değişkenleri tanımlamak ve profil çıkarmak amacıyla kullanılmıştır.

Bu analitik sürecin temelinde yatan araştırma amacı, evde bakım hizmeti alan bireylerin mevcut sosyo-demografik ve hizmete ilişkin değişkenler temelinde benzer özellikler gösteren gruplar hâlinde kümelenmesini sağlamaktır. Bu profillemeye aracılığıyla farklı ihtiyaç düzeylerine sahip birey gruplarına uygun sosyal hizmet yaklaşımlarının belirlenmesi, hizmet sunumunun önceliklendirilmesi ve kaynakların daha etkin biçimde yönlendirilmesi hedeflenmektedir. Bu kapsamda çalışmada izlenen analiz

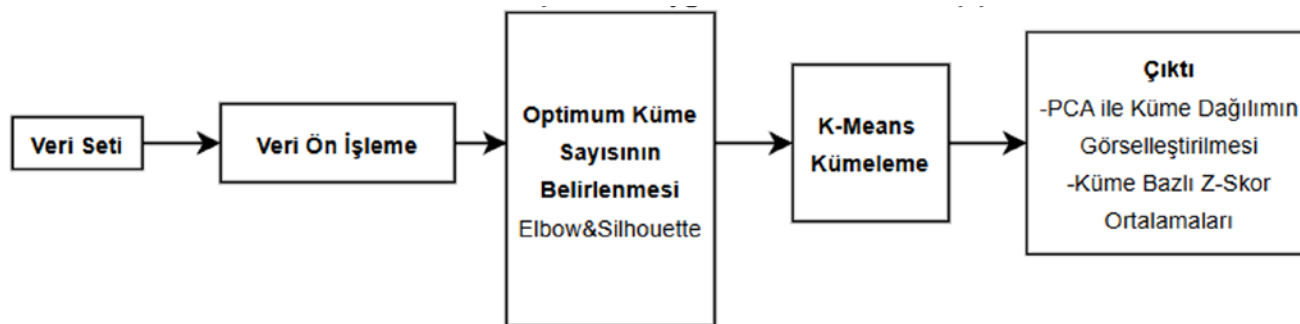
adımlarına ilişkin genel çerçeve Grafik 1’de sunulmuştur.

Veri Seti

Araştırmada kullanılan veri seti, İzmir Büyükşehir Belediyesi tarafından kamuya açık biçimde “Evde Bakım Hizmeti Talepleri” başlığıyla anonimleştirilmiş olarak paylaşılmıştır (İzmir Büyükşehir Belediyesi, 2025). Veri setinde bireylere ait isim, adres, kimlik numarası gibi kişisel tanımlayıcı bilgiler yer almamaktadır. Bu durum, araştırmanın 6698 sayılı Kişisel Verilerin Korunması Kanunu (KVKK) ve araştırma etiği ilkelerine uygun biçimde yürütülmesini sağlamaktadır.

Veri seti, 2020 ile 2024 yılları arasında evde bakım hizmeti talebinde bulunan toplam 5867 bireye ait başvuru bilgilerini içermekte olup bireylerin sosyo-demografik özellikleri ile hizmet taleplerine ilişkin toplam 26 değişken barındırmaktadır. Veri setinde evde bakım hizmetlerinden yararlanan bireylere ait sosyo-demografik ve hizmete ilişkin bilgiler verilmiştir. Bu çerçevede bireylerin yaş aralıkları, cinsiyetleri, medeni durumları, sosyal güvence durumları, eğitim düzeyleri, hane halkı sayıları ve yürüme durumları gibi temel sosyo-demografik değişkenlere yer verilmiştir.

Bunlara ek olarak bireylerin talep ettikleri ve kendilerine sunulan hizmet türlerine ilişkin veriler de veri setinde bulunmaktadır. Hizmet türleri arasında kişisel bakım, ev temizliği, fiziksel aktivite desteği, psikolojik danışmanlık ve kuaför hizmetleri gibi farklı hizmet kalemleri yer almaktadır. Ayrıca her bir danışan için sunulan hizmetin güncel durumunu gösteren bir değişken de veri kümesine dâhil edilmiştir.



Grafik 1. Araştırmada Uygulanan Yöntemin Akış Şeması

Veri Ön İşleme

Analiz sürecine geçilmeden önce veri seti çeşitli ön işleme adımlarına tabi tutulmuştur. Öncelikle eksik, tutarsız veya anlam belirsizliği taşıyan 622 gözlem ayıklanmış ve analizde 5245 geçerli kayıtlı sınırlandırılmıştır. Bu işlem istatistiksel güvenilirliği artırmak ve olası sapmaları en aza indirmek amacıyla gerçekleştirilmiştir.

Bu süreçte ayrıca veri setindeki bazı değişkenler birleştirilmiş ve yeniden yapılandırılmıştır: “Yürüyor”, “Tekerlekli Sandalye” ve “Yatağa Bağımlı” gibi ayrı ayrı belirtilen fiziksel durum bilgileri “Yürüme Durumu” başlığı altında sadeleştirilmiştir. Bunun yanında bireylerin yaş bilgisi doğum tarihinden doğrudan hesaplamak yerine analiz sürecinde anlamlı karşılaştırmalar yapılabilmesini sağlamak amacıyla veri setinde “Yaş Aralığı” değişkeni kullanılmıştır. Bu tercih yaş bilgisini sürekli bir değişken olarak değil sosyo-demografik gruplar arasında daha anlamlı kümelenme örüntüleri oluşturabilecek biçimde değerlendirmeye olanak tanımıştır. Bu uygulama benzer yaş profillerine sahip bireylerin aynı gruplarda toplanmasını kolaylaştırarak kümeleme modelinin ayrıştırma gücünü artırmayı hedeflemiştir.

Veri setinde yer alan sosyal güvenceye ilişkin değişkenlerde “Emekli Sandığı”, “SSK”, “BAĞ-KUR” gibi farklı başlıklarla ifade edilen alt türler ile “SGK” etiketi arasında içeriksel örtüşmeler tespit edilmiştir. Bu nedenle kavramsal bütünlük sağlamak ve analitik işlemlerde değişken sayısını azaltarak modelin yorumlanabilirliğini güçlendirmek amacıyla söz konusu alt türler “SGK” başlığı altında birleştirilmiştir. Bu dönüşüm aynı tür sosyal güvenceye sahip bireylerin tek bir kategori altında gruplandırılmasına imkân tanıyarak kümeleme analizinde daha anlamlı örüntülerin ortaya çıkarılmasını desteklemiştir.

Veri setinde yer alan “Hizmet Başlama Tarihi”, “Hizmet Bitiş Tarihi” ve “Karar Durumu” değişkenleri, esas olarak hizmet sürecine ilişkin idari ve operasyonel bilgileri içermekte olup bireylerin demografik, sosyoekonomik ya da hizmet talep profillerine dair doğrudan anlamlı ayrımlar sunmamaktadır. Bu nedenle analitik açıdan düşük katkı potansiyeline sahip olan bu değişkenler veri setinden çıkarılmış ve modelde daha anlamlı ve bilgi

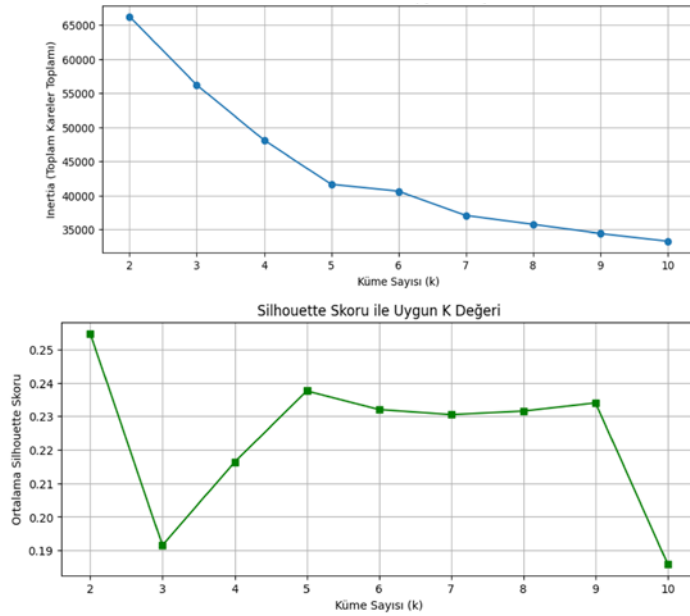
taşıyan değişkenlerin ön plana çıkması sağlanmıştır. Sonuç olarak veri seti 20 temel değişkene indirgenmiş ve modelin doğruluğu ile açıklayıcılığı artırılması hedeflenmiştir. Ardından araştırmada yer alan kategorik değişkenlerin çok değişkenli analizlere uygun hâle getirilmesi amacıyla one-hot kodlama (ikili dönüşüm) yöntemi uygulanmış ve tüm kategoriler sayısal formata dönüştürülmüştür (Kuhn & Johnson, 2019). Bu işlem sayesinde her kategori, ayrı bir ikili sütun olarak temsil edilmiş ve modelin bu değişkenleri istatistiksel olarak değerlendirmesi sağlanmıştır. Bu aşamadan sonra veri analizi öncesinde değişkenlerin farklı ölçeklerde olması model sonuçları üzerinde yanlılıklara yol açabileceğinden sayısal değişkenler ortalamaya dayalı bir ölçeklendirme yöntemi olan StandardScaler ile standardize edilmiştir (Scikit-learn, 2025). Bu adım değişkenlerin karşılaştırılabilir bir ölçekte değerlendirilmesini sağlayarak kümeleme analizinin tutarlılığını güçlendirmiştir (Tan vd., 2006).

K-means kümeleme algoritmasında uygun küme sayısının belirlenmesi analiz sonuçlarının anlamlılığı açısından kritik bir aşamadır. Bu amaçla literatürde en sık kullanılan yöntemler arasında Elbow (dirsek) ve Silhouette (siluet) analizleri yer almaktadır. Elbow yöntemi, her bir küme sayısı (k) için hesaplanan küme içi toplam kareler toplamı (WCSS) değerlerini grafik üzerinde değerlendirerek varyans azalımının belirgin biçimde yavaşladığı noktayı optimal k olarak kabul etmektedir (Han, Kamber & Pei, 2012). Silhouette yöntemi ise her bir gözlemin kendi kümesi ile benzerliği ve diğer kümelerle olan uzaklığı arasındaki farkı temel alarak -1 ile +1 arasında değişen bir skor üretmektedir. Ortalama değerin en yüksek olduğu k değeri kümeler arası ayrımın ve grup içi benzerliğin en dengeli olduğu çözüm olarak kabul edilmektedir (Rousseeuw, 1987).

Bu araştırmada kullanılacak optimal küme sayısını belirlemek amacıyla her iki yöntem birlikte kullanılmıştır. Grafik 2’de sunulan Elbow analizine göre toplam hata değerinde belirgin bir yavaşlamanın gerçekleştiği k=5 değeri bu kırılma noktasına karşılık gelmektedir. Silhouette analizine göre ise en yüksek ortalama skor k=2 için elde edilmiş olsa da bu düzeydeki kümelenme fazla genelleşici olduğundan anlamlı bir segmentasyon sağlamamaktadır. Buna karşın k=5 grup içi benzerliği yüksek ve kümeler

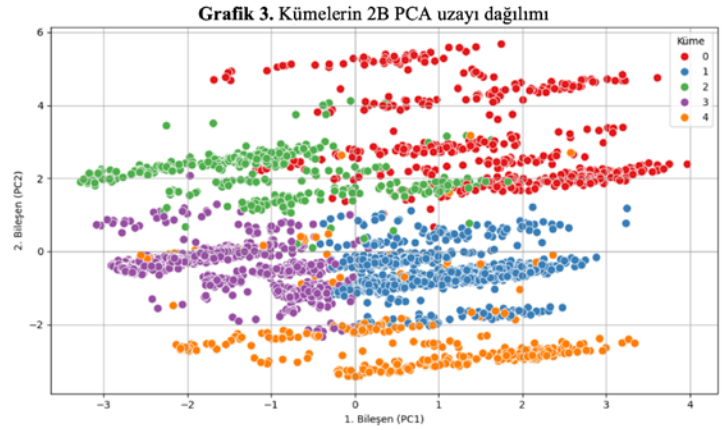
arası ayrımı yeterli düzeyde olan dengeli bir yapı sunmuştur.

Bu durum her iki yöntemin de modelin varyansını yeterli düzeyde açıklayan ortak bir çözüm üzerinde birleştiğini göstermektedir (Bholowalia & Kumar, 2014). Sonuç olarak araştırmada yapılacak analizlerde $k = 5$ küme sayısı optimal değer olarak belirlenmiştir.



Grafik 2. Küme Sayısının Belirlenmesine Yönelik Elbow ve Silhouette Analizi Sonuçları

Optimal küme sayısının belirlenmesinden sonra bireylerin benzerlik gösteren özelliklerine göre gruplandırılması amacıyla K-Means algoritması uygulanmıştır. Kümeleme sonucunda her birey uygun bir kümeye atanmış ve elde edilen küme yapısının uzamsal geçerliliğini değerlendirmek amacıyla Temel Bileşenler Analizi (PCA) uygulanmıştır. Bu analizle birlikte veriler iki boyutlu düzleme indirgenmiş ve kümelerin dağılımı Grafik 3’de görselleştirilmiştir. Beş kümenin hem yatay (PC1) hem de dikey (PC2) bileşenler boyunca belirgin biçimde ayrıştığını ve kümeler arası ayırt edilebilirliğin sağlandığını ortaya koymuştur. Böylece modelin ayrıştırma başarısı görsel olarak da desteklenmiştir.



Grafik 3. Kümelerin 2B PCA uzayı dağılımı

Tüm bu bulgular doğrultusunda araştırmada beş kümelik yapı benimsenmiş ve bu yapı hem istatistiksel hem de uygulama bağlamında anlamlı profiller sunmuştur. Son aşamada kümelerin ayırt edici özelliklerini istatistiksel olarak ortaya koymak amacıyla ortalama z-skorları hesaplanmıştır. Her bir değişkenin küme içi ortalamasının genel ortalamadan kaç standart sapma uzaklıkta olduğunu gösteren bu skorlar sayesinde kümeler karşılaştırılabilir şekilde profillenmiştir (Tan vd., 2006).

Z-skorunun pozitif bir değer alması o değişkenin ilgili kümede genel ortalamadan daha yüksek düzeyde temsil edildiğini, negatif bir değer alması ise daha düşük düzeyde temsil edildiğini göstermektedir. Bu yaklaşım, kümelerin hangi özelliklerde genel veri yapısından anlamlı düzeyde ayrıştığını sayısal olarak ortaya koymakta ve yorumlanabilir profil kümeleri oluşturulmasına olanak tanımaktadır.

Sınırlılıklar

Bu araştırmada uygulanan veri temelli kümeleme yaklaşımı evde bakım hizmeti alan bireylerin profillerinin belirlenmesinde anlamlı örüntüler sunmakla birlikte bazı metodolojik ve yapısal sınırlılıkları da içermektedir. İlk olarak kullanılan veri seti İzmir Büyükşehir Belediyesi Açık Veri Portalı üzerinden temin edilmiş olup hizmete ilişkin bilgiler kurumsal kayıtlar üzerinden derlenmiştir. Bu veri yapısı bireylerin hizmet deneyimlerini doğrudan

yansıtan nitel bilgiler içermemektedir. Sadece başvuruya ve hizmet türlerine ilişkin temel demografik ve işlem odaklı değişkenleri kapsamaktadır. Bu durum elde edilen kümelerin bireysel ya da çevresel bağlamdan bağımsız olarak yalnızca kayıtlı veriler temelinde oluşturulmasıyla sınırlıdır (Salganik, 2018).

Eğitim değişkeninde yer alan “bilinmiyor” ve “yok” gibi ifadeler, veri bütünlüğü açısından sınırlılıklar oluştursa da bu gözlemler diğer değişkenler bakımından eksiksiz bilgi içermektedir. Bu nedenle yalnızca eğitim değişkenindeki eksiklik nedeniyle söz konusu kayıtların analiz dışı bırakılması, örneklem büyüklüğünde anlamlı bir azalmaya ve temsil gücünde düşüşe yol açabilir. Ayrıca bu tür bir dışlama, belirli bir grubu sistematik olarak hariç tutma riski taşımaktadır. Bu gerekçeyle “bilinmiyor” ifadesi eksik bir değer olarak değil ayrı bir kategori olarak analizde korunmuştur. Böylece eksiklik, veri setindeki diğer tamamlayıcı bilgilerle birlikte bütüncül biçimde değerlendirilmiş ve analizdeki genellenebilirlik korunmuştur (Allison, 2001; Sterne vd., 2009).

ARAŞTIRMA BULGULARI

K-Means algoritması ile gerçekleştirilen kümeleme analizi sonucunda veri seti, bireylerin benzer hizmet talepleri ve sosyo-demografik özelliklerine göre beş anlamlı gruba

ayrılmıştır. Her bir küme bireylerin demografik yapıları ve hizmetle ilişkili talepleri doğrultusunda birbirinden ayırt edici örüntüler sergilemektedir. Kümeler ortalama z-skorları aracılığıyla yorumlanmış ve böylece her bir kümenin belirli değişkenlerde genel ortalamaya göre anlamlı düzeyde sapmalar gösterdiği ortaya konmuştur. Elde edilen bulgular, sosyal hizmet müdahalelerinde hedef grupların daha net biçimde tanımlanmasına olanak sağlayacak nitelikte içgörüler sunmaktadır.

Bu kapsamda Tablo 1’de her bir küme için hesaplanan ortalama z-skorları sunulmakta olup söz konusu değerler üzerinden kümeler arası farklılıkların sistematik biçimde analiz edilmesi mümkün kılınmaktadır. Yapılan analiz kümelerin yalnızca sayısal ayrımını değil aynı zamanda hangi sosyo-demografik ya da hizmetle ilişkili değişkenlerde anlamlı bir biçimde farklılaştıklarını da göstermektedir. Ayrıca belirlenen kümeler arasında temel değişkenlerin standartlaştırılmış değerlerini görsel olarak karşılaştırmak amacıyla bir Z-skor ısı haritası oluşturulmuştur. Oluşturulan görselleştirme demografik, sosyoekonomik ve hizmetle ilişkili özelliklerin kümeler arasında nasıl farklılaştığını açıkça göstermektedir. İlgili ısı haritasına şu bağlantı üzerinden erişilebilir: <https://doi.org/10.6084/m9.figshare.29483393.v1> (Erdurak, 2025).

Tablo 1. Kümelerin Z-Skor Ortalama Değerleri

Değişkenler	Kümeler				
Cinsiyet	Küme 0	Küme 1	Küme 2	Küme 3	Küme 4
Erkek	0.086111	0.119104	-0.272361	-0.162179	0.363681
Kadın	-0.086111	-0.119104	0.272361	0.162179	-0.363681
Hizmetin Son Durumu	Küme 0	Küme 1	Küme 2	Küme 3	Küme 4
Aktif	-0.296059	0.030166	0.076645	-0.088135	0.631393
Pasif	0.003191	-0.248404	0.100126	0.366702	-0.564040
Vefat	0.316439	0.277587	-0.208002	-0.362590	0.021081
Yaş Aralığı	Küme 0	Küme 1	Küme 2	Küme 3	Küme 4
0-17	0.003270	0.025739	-0.040108	-0.052909	0.163101
18-29	-0.012488	0.015782	0.046261	-0.080780	0.258658
30-44	0.027482	-0.061299	0.246700	-0.031115	0.100505
45-59	-0.059656	-0.118543	0.515397	0.007674	0.001761
60-74	-0.077707	-0.182284	0.274340	0.160171	-0.035303
75-89	0.023924	0.078265	-0.382961	0.016792	-0.023454
90+	0.091999	0.217088	-0.318829	-0.167938	-0.076006
Medeni Durum	Küme 0	Küme 1	Küme 2	Küme 3	Küme 4
Bekar	-0.194132	-0.088510	0.175890	0.078201	0.174687
Dul	-0.072324	0.046435	-0.333753	0.131710	-0.312028
Evli	0.215398	0.017955	0.208352	-0.190430	0.187279

Sosyal Güvence	Küme 0	Küme 1	Küme 2	Küme 3	Küme 4
Bakım Aylığı	-0.053554	0.002963	-0.016027	-0.011520	0.146191
Sosyal Uyum Yardımı	-0.013809	-0.013809	-0.013809	-0.013809	0.179336
Engelli Aylığı	-0.100856	-0.027164	-0.097871	0.056920	0.165391
GSS	-0.175369	0.009656	-0.038813	0.044690	0.069149
Nafaka	-0.013809	-0.013809	-0.013809	0.026836	-0.013809
SGK (SSK+Bağkur+Emekli Sandığı)	0.257696	0.011252	0.113555	-0.091442	-0.189224
Yaşlılık Aylığı	-0.109118	0.014279	-0.106308	0.044042	0.031357
Yetim Aylığı	-0.083133	-0.040485	0.038230	0.052804	0.046062
Özel Sağlık Sigorta	-0.013809	0.022624	-0.013809	-0.013809	-0.013809
Eğitim Durumu	Küme 0	Küme 1	Küme 2	Küme 3	Küme 4
Bilinmiyor	1.151439	-0.133511	-0.083374	-0.084180	-0.626620
Köy Enstitüsü	-0.013809	0.022624	-0.013809	-0.013809	-0.013809
Lise	-0.204994	-0.045067	0.262377	0.005711	0.191178
Meslek Okulu	-0.013809	0.022624	-0.013809	-0.013809	-0.013809
Okur-Yazar	-0.189224	0.036014	-0.074955	0.026771	0.084866
Okur-Yazar Değil	-0.164383	0.049323	-0.089260	0.010918	0.068866
Ortaokul	-0.165171	0.001637	0.160333	0.004595	0.020849
Yok	-0.312398	0.103612	-0.246509	0.072865	-0.066847
Yüksek Lisans	-0.023923	-0.002884	0.143713	-0.023923	-0.023923
Önlisans	-0.019531	0.031998	-0.019531	-0.019531	-0.019531
Özel Eğitim	-0.056981	0.037925	-0.052613	-0.056729	0.229855
Öğretmen Okulu	-0.019531	-0.019531	-0.019531	0.009212	0.117056
Üniversite	-0.158225	0.016059	0.223504	-0.067664	0.192579
İlkokul	-0.527631	0.038603	0.005263	0.054372	0.375590
Hane Halkı Sayısı	Küme 0	Küme 1	Küme 2	Küme 3	Küme 4
	0.277911	0.322921	0.167843	-0.535387	0.163505
Yürüme Durumu	Küme 0	Küme 1	Küme 2	Küme 3	Küme 4
Destekle yürüyebiliyor	0.123346	-0.244207	-0.191839	0.278404	0.029238
Tekerlekli sandalye kullanıyor	-0.035043	0.027531	-0.080099	-0.024023	0.130954
Yatağa Bağımlı Yaşıyor	0.334157	0.608357	-0.418142	-0.702779	0.135366
Yürüyebiliyor	-0.503265	-0.438021	0.724257	0.506760	-0.243208
Talep Edilen Hizmet	Küme 0	Küme 1	Küme 2	Küme 3	Küme 4
Kuaför	-0.334215	-0.191994	-0.274222	-0.224085	2.983213
Psikolojik Destek	0.361810	-0.354389	2.289989	-0.334165	-0.160381
Fiziksel Aktivite Desteği	2.629359	-0.331751	-0.280373	-0.367237	-0.337070
Kişisel Bakım	0.145082	0.758853	-0.721081	-0.734679	0.195262
Temizlik	-0.441585	-0.590002	-0.343112	0.948193	-0.213735
Verilen Hizmet	Küme 0	Küme 1	Küme 2	Küme 3	Küme 4
Temizlik	-0.213056	-0.403691	-0.055430	0.523837	0.066046
Psikolojik Destek	0.284525	-0.372136	2.546181	-0.372136	-0.102915
Kuaför	-0.277492	-0.277492	-0.277492	-0.277492	3.603702
Fiziksel Aktivite Desteği	2.709199	-0.353082	-0.334219	-0.357641	-0.325891
Kişisel Bakım	0.167148	0.705606	-0.570817	-0.755342	0.340419

Küme Profilleri

Kümeleme analizi sonucu ortaya çıkan beş farklı küme evde bakım hizmetlerinden yararlanan bireylerin sosyo-demografik özellikleri, fiziksel durumları ve hizmet talepleri bakımından belirgin farklılıklar sergilediklerini göstermektedir. Her bir küme kendine özgü ihtiyaçları ve özellikleri ile sosyal hizmet müdahalelerine yönelik stratejilerin şekillendirilmesine yönelik önemli bilgiler sunmaktadır.

Küme 0

Bu kümede cinsiyet dağılımı incelendiğinde erkek bireylerin görece daha yüksek oranda temsil edildiği, buna karşılık kadın bireylerin daha düşük oranlarda yer aldığı görülmektedir. Yaş değişkeni bağlamında ise özellikle 90 yaş ve üstü bireylerin kümede daha yüksek oranlarda temsil edildiği dikkat çekmektedir. Bu durum kümeyi yaşlı bireylerin yoğunlukta olduğu bir grup olarak tanımlamayı mümkün kılmaktadır.

Eğitim durumu açısından değerlendirildiğinde “bilinmiyor” kategorisinin oldukça yüksek bir değere sahip olması, söz konusu bireylerin eğitim bilgilerinin sisteme girilmemiş olması ya da beyanda bulunmamış olmaları ihtimalini gündeme getirmektedir. Bu durum yaşlı bireylerde veri eksikliğinin daha sık karşılaşılan bir sorun olabileceğine işaret etmektedir. Sosyal güvence türü bağlamında ise SGK’ya bağlı bireylerin bu kümede yüksek temsil oranı dikkat çekmektedir. Medeni duruma bakıldığında evli bireylerin ağırlıklı olması kümeye ilişkin hane halkı sayısının pozitif ortalama Z-skoru göstermesiyle birlikte değerlendirildiğinde bireylerin aile birimi içerisinde yaşamaya devam ettiklerini göstermektedir. Bu bulgu yaşlı bireylerin büyük ölçüde geniş aile yapısı içinde yaşamlarını sürdürdüklerine yönelik önemli bir ipucu sunmaktadır.

Kümenin en belirgin ayırt edici özelliği ise fiziksel engel durumu ile ilişkilidir. Yatağa bağımlı bireylerin oranı anlamlı biçimde yüksek iken yürüeyebilen bireylerin oranı ise düşüktür. Bu durum kümedeki bireylerin günlük yaşam aktivitelerinde ileri düzeyde bakıma ihtiyaç duyduklarını ortaya koymaktadır. Bu yapıyla uyumlu biçimde hizmet talepleri de benzer bir örüntü sergilemektedir. Özellikle fiziksel aktivite desteği ve psikolojik destek talebi bu

kümede ortalamanın belirgin biçimde üzerindedir.

Dolayısıyla hem bedensel rehabilitasyon hem de duygusal destek ihtiyacının yüksek olduğu söylenebilir. Nitekim sunulan hizmetler de bu yönelimi teyit etmektedir. Fiziksel aktivite desteği, kümede en yüksek ortalama Z-skoruna sahip hizmettir. Psikolojik destek hizmeti ise ortalamanın üzerinde sunulmaktadır. Bu bulgular bu kümedeki bireylerin bütüncül bir bakım yaklaşımına ihtiyaç duyduklarını göstermektedir.

Küme 1

Küme 1’e cinsiyet dağılımı açısından bakıldığında bu kümede erkek bireylerin ortalamanın üzerinde temsil edildiği, buna karşılık kadın bireylerin görece daha düşük oranda yer aldığı görülmektedir. Yaş profili incelendiğinde ise 75-89 yaş aralığında ve 90 yaş üzerinde olan bireylerin bu kümede en yüksek düzeyde temsil edildiği anlaşılmaktadır. Bu bulgu Küme 1’in çok ileri yaş grubuna ait bireyleri yoğun biçimde barındırdığını ve bu bireylerin yüksek düzeyde bakım ihtiyacına sahip olabileceğini düşündürmektedir.

Sosyal güvence yapısı değerlendirildiğinde SGK kapsamında olan bireylerin bu kümede pozitif bir ortalama Z-skoruyla temsil edildiği, buna karşılık özel sigorta ya da diğer sosyal yardım türlerinin anlamlı bir etki göstermediği gözlemlenmektedir. Bu durum bireylerin kamu güvencesi altında ve dolayısıyla daha standart bir hizmet erişim sürecine sahip olduklarını düşündürmektedir. Eğitim düzeyi açısından bakıldığında ise “okur-yazar değil” ve “eğitim bilgisi yok” kategorilerinin pozitif değerler alması, bu kümede düşük eğitim seviyesinin yaygın olduğunu ortaya koymaktadır.

Fiziksel durum verileri incelendiğinde bu kümede “yatağa bağımlı” olan ve “tekerlekli sandalye” kullanan bireylerin yüksek oranlarda yer aldığı, buna karşılık “yürüeyebilen” bireylerin temsil oranının düşük olduğu belirlenmiştir. Bu fiziksel yapı ileri düzeyde fiziksel kısıtlılık yaşayan ve günlük yaşam aktivitelerinde dış destek gerektiren bireylerin kümeye yoğunlaştığını göstermektedir. Medeni durum açısından bu kümede dul bireylerin oranının en yüksek düzeyde olduğu, ayrıca hane halkı sayısının da tüm kümeler arasında en yüksek değere sahip olduğu görülmektedir. Bu bulgular bireylerin geniş aile yapısı

içinde ya da birden fazla bireyin aynı hanede yaşadığı koşullarda destek aldıklarını düşündürmektedir. Bu bağlamda talep edilen hizmet türleri incelendiğinde Küme 0'dan farklı olarak bu grupta özellikle “kişisel bakım” hizmetine yönelik güçlü bir talebin olduğu, buna karşın temizlik ve psikolojik destek hizmetlerine yönelik taleplerin daha düşük düzeyde gerçekleştiği görülmektedir. Sunulan hizmet verileri de bu örüntüyü doğrulamaktadır: kişisel bakım hizmeti yüksek oranda sağlanmış diğer hizmet türleri ise daha sınırlı biçimde verilmiştir.

Küme 2

Bu küme diğer kümelerle kıyasla yüksek eğitim düzeyine sahip bireyleri ve özellikle psikososyal destek taleplerinin yoğunlaştığı belirgin bir hizmet profilini yansıtmaktadır. Cinsiyet dağılımı açısından değerlendirildiğinde bu kümede erkek bireylerin ortalamanın oldukça altında temsil edildiği, buna karşılık kadın bireylerin belirgin şekilde daha fazla yer aldığı gözlemlenmektedir. Bu durum kadınların yoğunlukta olduğu bir küme yapısını ortaya koymaktadır. Yaş dağılımı bağlamında ise 45-59 yaş ve 60-74 yaş aralıklarının ortalamanın üzerinde temsil edildiği, buna karşılık 75 yaş ve üzerindeki bireylerin düşük oranlarda yer aldığı anlaşılmaktadır. Bu yapı Küme 2'nin daha orta yaşlı bireylerden oluştuğuna işaret etmektedir.

Medeni durum değişkeni incelendiğinde bekar bireylerin görece daha fazla temsil edildiği, buna karşın dul bireylerin oranının oldukça düşük olduğu görülmektedir. Sosyal güvence türü bakımından SGK kapsamında olan bireylerin pozitif bir ortalama Z-skoruyla temsil edilmesi bu kümede düzenli sosyal güvencesi bulunan bireylerin yer aldığını göstermektedir. Eğitim düzeyi ise bu kümeyi ayırt edici bir unsur olarak öne çıkmaktadır. Ortaokul, lise ve üniversite mezunlarının ortalamanın üzerinde oranlarla temsil edilmesi, Küme 2'nin yüksek eğitim düzeyine sahip bireylerden oluştuğunu açıkça ortaya koymaktadır.

Fiziksel yeterlilik düzeyi incelendiğinde bu kümede “yürüyebilen” bireylerin oldukça yüksek oranlarla yer aldığı, buna karşılık “yatağa bağımlı” bireylerin oranının oldukça düşük olduğu belirlenmiştir. Bu bulgular Küme 2'nin bağımsız hareket edebilen dolayısıyla bakım yoğunluğu görece düşük bireylerden oluştuğunu göstermektedir. Bu fiziksel yapıyla uyumlu biçimde

hizmet talepleri incelendiğinde özellikle psikolojik destek ihtiyacının tüm kümeler arasında en yüksek saptamalardan birini gösterdiği ve bu hizmete yönelik talebin oldukça yoğunlaştığı görülmektedir. Buna karşın kişisel bakım ve temizlik hizmeti talepleri görece daha düşük düzeyde kalmıştır. Sunulan hizmet örüntüsü de bu eğilimle örtüşmektedir. Psikolojik destek hizmeti yüksek oranda sağlanmış diğer hizmet türleri ise ortalamanın altında sunulmuştur.

Küme 3

Küme 3'ün cinsiyet dağılımı incelendiğinde bu kümede kadın bireylerin erkeklere kıyasla daha yüksek oranla temsil edildiği görülmektedir. Yaş dağılımı açısından ise 60-74 yaş ve 75-89 yaş aralıkları öne çıkmakta ve buna karşılık 90 yaş üstü bireylerin bu kümedeki temsili negatif ortalama Z-skoruyla düşük seviyede kalmaktadır.

Medeni durum açısından değerlendirildiğinde bu kümede dul bireylerin ortalamanın üzerinde temsil edildiği buna karşılık evli bireylerin düşük oranda yer aldığı anlaşılmaktadır. Sosyal güvence yapısı incelendiğinde ise yetim aylığı ve engelli aylığı gibi kamuya dayalı sosyal destek türlerinin pozitif yönlü öne çıktığı görülmektedir. Bu yapı bireylerin büyük ölçüde daha düşük düzeyde kurumsal güvenceye sahip olduğunu ve ihtiyaç temelli sosyal yardımlarla hizmet erişimi sağladıklarını düşündürmektedir. Eğitim düzeyi bağlamında ise “ilkokul”, “okur-yazar” ve “eğitim bilgisi yok” kategorilerinin bu kümede ortalamanın üzerinde olduğu, buna karşılık üniversite mezunlarının temsiliyetinin oldukça düşük olduğu gözlemlenmiştir. Bu bulgu Küme 3'ün genel olarak düşük eğitim düzeyine sahip bireylerden oluştuğunu ortaya koymaktadır.

Fiziksel durum profili açısından bu kümede hem “yürüyebilen” bireylerin hem de “destekle yürüyebilen” bireylerin anlamlı düzeyde yüksek oranlarda yer aldığı görülmektedir. Buna karşılık “yatağa bağımlı” bireylerin oranı oldukça düşüktür. Bu doğrultuda bireylerin kısmen bağımsız bir yaşam sürdürebildiği ve yoğun fiziksel bakım ihtiyacının bu kümede sınırlı olduğu görülmektedir. Hizmet talep örüntüsü incelendiğinde en yüksek pozitif ortalama Z-skora sahip olan temizlik hizmeti, bu kümedeki bireylerin temel yaşam alanlarının düzenlenmesine yönelik

yardıma öncelik verdiğini göstermektedir. Buna karşılık kişisel bakım ve fiziksel aktivite desteği talepleri daha düşük düzeyde gerçekleşmiştir. Sunulan hizmet verileri de bu eğilimi desteklemektedir. Temizlik hizmeti bu kümede temel bir destek biçimi olarak ön plana çıkarken kişisel bakım ve psikolojik destek gibi hizmetlerin daha kısıtlı düzeyde sunulduğu anlaşılmaktadır. Son olarak hane halkı sayısı bakımından bu kümenin ortalama Z-skorunun negatif seyretmesi dikkat çekicidir. Bu durum Küme 3'te yer alan bireylerin diğer kümelere kıyasla daha küçük hane yapısına sahip olduğunu ve çoğunlukla yalnız ya da az kişiyle yaşadığını göstermektedir.

Küme 4

Küme 4 diğer kümelere kıyasla hem hizmet talebi hem de hizmet sunumu açısından belirgin şekilde farklılaşan, özellikle kuaför hizmeti odağında yoğunlaşan, yüksek talepli ve nispeten daha çeşitli sosyal güvence türlerine sahip bireyleri içeren dikkat çekici bir yapı sergilemektedir. Cinsiyet dağılımı incelendiğinde erkek bireylerin pozitif buna karşılık kadın bireylerin negatif yönde temsil edildiği görülmektedir. Bu durum kümeye erkek bireylerin ağırlıkta olduğu bir yapının hâkim olduğunu göstermektedir.

Yaş dağılımı açısından değerlendirildiğinde 0-17 yaş ve 18-29 yaş gruplarının bu kümede ortalamanın biraz üzerinde temsil edildiği ve buna karşılık 90 yaş ve üzeri bireylerin oldukça düşük düzeyde yer aldığı anlaşılmaktadır. Bu durum küme 4'ün genç yaş gruplarının ağırlıkta olduğu bir küme olduğunu ortaya koymaktadır. Medeni durum bakımından ise “bekar” ve “evli” bireylerin pozitif ortalama Z-skorlarıyla temsil edilmesi bu kümede aktif sosyal roller taşıyan bireylerin yoğunlaştığını düşündürmektedir.

Sosyal güvence incelendiğinde “engelli aylığı”, “bakım aylığı” ve “sosyal uyum yardımı” gibi özel sosyal yardım türlerinin pozitif sapma göstermesi, bu kümenin kamu destekli ama dezavantajlı konumda bulunan bireylerden oluştuğunu göstermektedir. Eğitim durumu açısından ise “özel eğitim”, “ilkokul”, “lise” ve “üniversite” gibi farklı düzeylerdeki kategorilerin hepsinin pozitif Z-skoruна sahip olması bu kümenin eğitim düzeyi bakımından homojen olmayan yani geniş bir eğitim yelpazesine sahip bireylerden oluştuğunu ortaya koymaktadır.

Fiziksel durum değerlendirmelerinde bu kümede “tekerlekli sandalye kullanan” ve “yatağa bağımlı” bireylerin yüksek oranlarda temsil edildiği ve buna karşılık “yürüeyebilen” bireylerin düşük oranda yer aldığı gözlemlenmiştir. Bu durum bireylerin hareket kısıtlılığı olan bir profile yoğunlaştığını göstermektedir. Kümenin en dikkat çekici yönlerinden biri ise hizmet talep örüntüsünde ortaya çıkmaktadır. Özellikle “kuaför” hizmeti ile “kişisel bakım” hizmetine yönelik talepler belirgin biçimde görülürken “fiziksel aktivite desteği” negatif bir seyir göstermektedir. Bu eğilim görünüm ve hijyen odaklı bakım hizmetlerine olan talebin öncelikli olduğunu düşündürülebilir.

Sunulan hizmetler de bu taleplerle örtüşmektedir. “Kuaför” ve “kişisel bakım” hizmetleri bu kümede yoğun olarak sağlanmış ve diğer destek hizmetleri ise sınırlı düzeyde sunulmuştur. Bu bütüncül yapı Küme 4'ün genç, hareket kısıtlılığı bulunan ama kamu destekli sosyal yardımlardan yararlanan ve dış görünüme ilişkin hizmet talepleri yüksek bireyleri barındıran özgün bir grup olduğunu göstermektedir.

Kümelere Yönelik Sosyal Hizmet Müdahaleleri

Bu araştırma kapsamında evde bakım hizmeti alan bireylerin sosyo-demografik ve hizmet ihtiyacına ilişkin verileri K-Means algoritması ve ortalama Z-skoru standardizasyonu ile analiz edilerek beş anlamlı kümede toplanmıştır. Elde edilen bu küme yapıları sosyal hizmet uygulamalarında hedef odaklı müdahale tasarımı, kaynak dağıtımının iyileştirilmesine ve politika geliştirilmesine kadar pek çok boyutta katkı sağlayabilecek niteliktedir. Bu bölümde araştırma bulguları dört temel başlık altında sosyal hizmet bağlamında ele alınacaktır.

Hedef Odaklı Müdahale Planlarının Geliştirilmesi

Kümelemenin ortaya koyduğu yapılar, sosyal hizmet uzmanları için danışanların homojen alt gruplar halinde tanımlanmasını sağlamıştır. Bu durum müdahale stratejilerinin bireyselleşmeden ziyade “gruba uygunluk” temelli olarak planlanabilmesini olanaklı kılmaktadır. Bu sayede sosyal hizmet uygulamaları yalnızca bireysel özelliklere dayalı değil gruplar arası benzerlik örüntülerini esas alan daha sistematik ve hedefli bir çerçeveye kavuşmaktadır. Nitekim kümeleme analizi

danışanları benzer özelliklere sahip alt gruplar halinde sınıflandırarak müdahale stratejilerinin bireyselleştirilmiş yaklaşımlar yerine “gruba özgü” biçimde planlanmasını mümkün kılmaktadır. Bu yöntem hizmet kullanıcılarının yalnızca bireysel talepleriyle değil aynı zamanda içinde bulundukları bağlam ve benzerlikleri temel alan yapılarla ele alınmasını sağlamaktadır (Miyahara, 2022; Armstrong vd., 2012).

Bu bağlamda analiz edilen küme yapısı üzerinden geliştirilen müdahale önerileri veriye dayalı stratejik planlama açısından önemli ipuçları sunmaktadır. Örneğin; Küme 0 ve 1, ileri yaşı ve fiziksel bakım ihtiyacı yüksek bireylerden oluşmaktadır. Bu gruplara entegre evde bakım hizmetleri sunulması, sağlık, fizik tedavi ve psikolojik destek hizmetlerinin bir arada tasarlanması öncelik kazanmalıdır.

Küme 2 ise orta yaşı, eğitilmiş ve fiziksel olarak bağımsız bireyleri içermektedir. Bu grup için bireysel ve grup temelli psikososyal destek hizmetleri ile sosyal katılım programlarının tasarlanması daha yerinde olacaktır. Bu bireylerin temel ihtiyaçları yalnızca fiziksel bakım hizmetleriyle sınırlı kalmamakta ve aynı zamanda toplumsal yaşama aktif katılım, sosyal bağların güçlendirilmesi ve psikolojik dayanıklılığın artırılması gibi daha geniş psiko-sosyal alanları da kapsamaktadır.

Küme 3 temel günlük desteklere ihtiyaç duyan ancak yürüyebilen bireyleri kapsamaktadır. Bu küme için temizlik ve ev düzenine yönelik destekler temel hizmet paketinde öne çıkmalıdır. Günlük yaşam aktivitelerinde hafif düzeyde destek gerektiren bu bireyler için düşük maliyetli ve düzenli hizmetlerin organize edilmesi önceliklendirilebilir.

Küme 4 ise hareket kısıtlılığı olan ancak görece daha genç ve kamudan sosyal yardım alan bireylerden oluşmaktadır. Bu bireyler için dış görünüme yönelik hizmetler (kuaför, kişisel bakım gibi) ile sosyo-kültürel etkinliklerin birleştirildiği modeller düşünülebilir. Böylece yalnızca fiziksel değil psikososyal iyilik halini de destekleyen bütüncül yaklaşımlar hayata geçirilebilir (Recchia vd., 2022).

Kaynakların Etkin Dağılımının Sağlanması

Kümeler düzeyinde hizmet taleplerine karşılık

verilebilmesi mevcut insan gücü, zaman ve donanım kaynaklarının verimli kullanımını zorunlu kılmakta ve dolayısıyla sosyal hizmet alanında kapsamlı ve veri temelli bir kaynak planlamasını kaçınılmaz hale getirmektedir. Bu planlamanın etkili biçimde yapılabilmesi için Z-skoru gibi standardize edilmiş göstergeler kritik bir rol oynamaktadır. Ortalama Z-skoru analizleri sayesinde hangi hizmetlerin hangi kümede daha yoğun talep edildiği ve hangilerinin eksik sunulduğu nesnel biçimde ortaya konabilmekte ve normdan sapma gösteren kümelerin belirlenerek kaynakların daha etkin ve öncelikli alanlara yönlendirilmesine olanak sağlamaktadır (Nnoaham & Cann, 2020; Yoon vd., 2020).

Bu bilgiler doğrultusunda sosyal hizmet profesyonelleri personel, ekipman ve zaman kaynaklarını küme önceliklerine göre yeniden tahsis edebilir. Örneğin; yüksek ihtiyaç gösteren kümelere daha fazla mobil hizmet aracı yönlendirilmesi, personel yoğunluğunun artırılması ya da ev temelli ekipman dağıtımının planlanması gibi kararlar bu analizlere dayanarak verilebilir.

Önceliklendirme ve Risk Sınıflandırılması

Küme profilleri sosyal hizmet müdahalelerinde “risk temelli önceliklendirme” yaklaşımını uygulamak için somut bir temel sunmaktadır. Bu yaklaşımla birlikte bireylerin yalnızca mevcut durumları değil potansiyel risk düzeyleri de değerlendirmeye katılmakta ve böylece erken uyarı sistemlerinin oluşturulması mümkün hale gelmektedir (Vuik vd., 2016; Bretos-Azcona vd., 2020).

Küme 0 ve Küme 1 yaş, fiziksel kısıtlılık ve sosyal yoksunluk açısından en riskli grubu oluşturmaktadır ve bu bireylere yüksek öncelikli hizmet planlaması yapılmalıdır. Düzenli izlemeyi içeren ev ziyaretleri, krize müdahale iletişim hatları ve multidisipliner ekip çalışması gibi unsurlar bu kümelerde yoğun biçimde devreye alınmalıdır.

Küme 3 gibi gruplar temel desteklerle yaşam kalitesi artabilecek bireyleri kapsadığı için orta riskli olarak tanımlanmaktadır. Bu gruplara yönelik olarak periyodik desteklerin sürdürülmesi gerekebilir.

Küme 2 fiziksel olarak bağımsız ve görece eğitilmiş bireylerden oluştuğundan dolayı bu bireyler için psikososyal destek ve toplumsal katılım programları

dikkate alınabilir. Öte yandan Küme 4 hareket kısıtlılığı olan ancak görece daha genç bireyleri içermekte ve bu grup özellikle kişisel bakım, görünüm ve sosyal etkileşim alanlarında destek gereksinimi barındırmaktadır. Bu yönleriyle her iki küme de farklı biçimlerde psikolojik destek ve sosyal entegrasyon ihtiyacını işaret eden özgün risk alanları sunmaktadır.

Politika Geliştirmede Veri Temelli Girdi Sağlanması

Modelleme sonuçları sosyal hizmet politikalarının kanıta dayalı temellerle şekillendirilmesi açısından değerlidir. Elde edilen küme yapıları sosyal hizmetin hedef gruplarını daha net tanımlayabilmesini sağlamaktadır. Bu tanımlamalar yerel yönetimlerin hizmet kapsamlılığını genişletmesinde, hizmet eşiklerinin belirlenmesinde ve izleme-değerlendirme sistemlerinin tasarımında kullanılabilir (Bellis vd., 2012; Tashobya vd., 2016).

Özellikle farklı kümelerle özgü ihtiyaçların sistematik biçimde belgelenmesi, yerel yönetimlere yönetsel esneklik ve hedef odaklılık kazandırabilir. Bunun yanı sıra kamu hizmetlerinde performans odaklılığın artmasına yönelik olarak bu tarz veri temelli sınıflamalar hem hizmetin hedefe dönüklüğünü artırmakta hem de vatandaş memnuniyetini yükseltebilir.

Veri temelli yapıların sosyal politika tasarımına entegre edilmesi sosyal hizmetlerin yalnızca bireysel düzeyde müdahale aracı olmanın ötesine geçerek yapısal düzeyde dönüşüm sağlayabilmesine imkân tanıyabilir. Bu araştırma kapsamında gerçekleştirilen kümeleme temelli analiz sosyal hizmet politikalarının çok boyutlu, katmanlı ve özelleştirilebilir biçimde kurgulanmasına katkı sunabilecek bir analitik çerçeve sunmaktadır. Böylece hem hizmet sunanların hem de politika yapıcılarının karar alma süreçleri daha sağlıklı bir veri temeline oturtulmakta ve sosyal hizmet alanında sosyal adalet ilkesine dayalı, kapsayıcı ve uzun vadede sürdürülebilir müdahale modellerinin geliştirilmesine olanak sağlayacağı düşünülmektedir.

SONUÇ VE TARTIŞMA

Veriye dayalı analiz yaklaşımları sosyal hizmet alanında hem danışanların ihtiyaçlarının daha doğru biçimde tanımlanmasını hem de hizmet sunumunun daha hedeflenmiş biçimde yapılandırılmasını mümkün

kılmaktadır. Evde bakım hizmeti özelinde yürütülen bu araştırmada bireylerin sosyo-demografik ve hizmetle ilişkili özellikleri temel alınarak anlamlı gruplar hâlinde sınıflandırılabileceği gösterilmiştir. Ortalama Z-skorlarına dayalı olarak yapılan küme profillemeleri her grubun hizmet taleplerinde gösterdiği farklılıkları nesnel biçimde ortaya koyarak kaynakların etkin biçimde tahsisine katkı sağlayacak bulgular üretmiştir. Bu farklılıklar sosyal hizmet politikalarının daha hedefe yönelik ve stratejik biçimde tasarlanmasını gerekli kılmaktadır. Böylece hizmet sunumu yalnızca mevcut başvurulara değil sistematik biçimde tanımlanmış ihtiyaç kümelerine göre yeniden yapılandırılabilir.

K -Means kümeleme algoritması ile oluşturulan beş küme yapısı yaş, cinsiyet, fiziksel yeterlilik durumu, sosyal güvence türü ve hizmet talepleri gibi değişkenlerin bireyleri belirgin biçimde ayırttığını ortaya koymuştur. Özellikle ileri yaşlı ve fiziksel engeli olan bireylerin bulunduğu kümelerde entegre bakım hizmetlerine duyulan ihtiyaç dikkat çekerken genç, hareket kısıtlılığı olan ancak görünüm odaklı hizmet talepleri ön planda olan bireyler farklı bir müdahale modeline işaret etmektedir. Çeşitlenen bu ihtiyaç profilleri literatürdeki benzer araştırmalarda da yer almaktadır. Nitekim Zamora-Sánchez ve diğerleri (2021) İspanya’da evde bakım hizmeti alan yaşlı bireyler arasında altı farklı “kırılganlık profili” belirlemiş ve aynı kırılganlık düzeyine sahip kişiler içinde bile bakım ihtiyaçlarının heterojen olabildiğini göstermiştir. Molenaar ve diğerlerinin (2022) Hollanda’da yaptığı bir araştırmada ise yaşlı bireylerin fonksiyonel bağımsızlık düzeyine göre dört ayrı alt grup halinde kümelendiğini ortaya koymuştur. Bu alt gruplar; fiziksel olarak güçlü ve bağımsız kişiler ile fiziksel açıdan kısıtlı olup profesyonel yardıma ihtiyaç duyan kişiler arasında belirgin farklılıklar göstermiştir.

Bu ve benzeri bulgular, yaşlı bakım hizmeti kullanıcılarının ihtiyaçlarının yaş, fiziksel kapasite, sağlık durumu ve sosyal destek durumuna göre değişebildiğini ortaya koymaktadır. Araştırmada saptanan kümeler de tam olarak bu doğrultuda örüntüler sunmaktadır. Özellikle ileri yaş ve fiziksel kırılganlık düzeyi kümeler arasında belirleyici bir değişken olarak öne çıkmıştır. Bu durum, daha yaşlı ve fonksiyonel kısıtlı bireylerin daha yoğun bakım ve gözetim ihtiyacı olduğunu, buna karşılık daha genç veya

fiziksel olarak daha yeterli bireylerin rehabilitasyon veya koruyucu-önleyici destek gibi farklı hizmet yaklaşımlarına gereksinim duyabileceğini göstermektedir. Benzer şekilde, sosyal güvence (emeklilik maaşı, sağlık sigortası kapsamı) durumu da kümeler arası ayrışmada kritik bir rol oynamıştır. Literatürde sosyal destek ve sosyoekonomik durumun evde bakım hizmeti kullanımını etkilediği sıkça vurgulanmıştır.

Badell ve diğerlerinin (2022) Barcelona kentinde yaptığı araştırmada evde sosyal bakım hizmetlerine olan talebin mahallelerin sosyoekonomik özellikleri ile ilişkili olduğu düşük gelir düzeyi ve yüksek engellilik oranına sahip bölgelerde evde bakım talebinin belirgin biçimde arttığı gösterilmiştir. Bu bulgu sosyal güvencesi veya geliri yetersiz olan bireylerin kamusal bakım hizmetlerine daha çok ihtiyaç duyduğunu ima etmektedir. Bu durum, sosyal güvencesi olmayan yaşlıların bakım ihtiyaçlarında ailenin ve kamunun destekleyici rolünün kritik olduğunu ortaya koymaktadır. Araştırmada sosyal güvencesi bulunmayan bireylerin oluşturduğu küme, sosyal hizmet uygulamaları açısından öncelikli müdahale gerektiren kırılgan bir grup olarak değerlendirilebilir.

Türkiye’de sosyal hizmet alanında özellikle yerel yönetimler eliyle yürütülen hizmetlerin veri temelli analizlerle değerlendirilmesine yönelik uygulamalı araştırmalar sınırlıdır. Makine öğrenmesi gibi gelişmiş analitik yaklaşımların sosyal hizmet planlamasına entegrasyonu ise henüz gelişme aşamasındadır. Mevcut sınırlılık göz önüne alındığında bu araştırma önemli bir boşluğu doldurmaktadır. Türkiye’de sosyal hizmet alanında yapılan araştırmalar çoğunlukla tanımlayıcı istatistiklere veya nitel değerlendirmelere dayanmaktadır. Büyük ölçekli veri setlerinin analizi ve özellikle denetimsiz öğrenme tekniklerinin kullanımı ise sınırlı düzeydedir.

Bu araştırma K-Means kümeleme yöntemi gibi bir denetimsiz makine öğrenmesi yöntemini sosyal hizmet disiplinine uygulayarak literatürdeki bu boşluğa yenilikçi bir örnek sunmaktadır. Elde edilen bulgular, evde bakım hizmeti alan bireylere ilişkin karar alma ve kaynak tahsisi süreçlerinde veriye dayalı yaklaşımların nasıl değerli içgörüler sağlayabileceğini göstermiştir. Özellikle Erçorumlu (2025) sosyal güvenlik ve sosyal hizmet

sistemlerinde dijital dönüşüm ve veri temelli yönetim ihtiyacının altını çizmektedir. Bu kapsamda araştırma Türkiye’de sosyal hizmet uygulamalarına büyük veri ve yapay zekâ entegrasyonu konusunda özgün bir katkı sunarak literatüre önemli bir ekleme yapmıştır. Kısaca, veri madenciliği ve denetimsiz öğrenme tekniklerinin sosyal hizmet araştırmalarında ve uygulamalarında kullanılabileceğini somut bir örnekle ortaya koyulmuştur. Bu sayede Türkiye bağlamında sosyal hizmet literatürüne hem yöntemsel açıdan (yenilikçi bir teknik kullanımı) hem de bulguların işaret ettiği politikalar açısından (hizmet planlamasında kanıta dayalı segmentasyon) önemli bir katkı sunulmuştur.

Araştırmanın genel çıktıları dikkate alındığında evde bakım hizmeti alan bireylerin ihtiyaçlarının veri temelli bir analizle farklı profillere ayrılabilceğini göstererek literatüre önemli bir katkı sunulmuştur. Bulgular, sosyal hizmet uygulamalarında “herkese tek tip hizmet” yerine kümelenen profillere özgü müdahaleler geliştirilmesinin gerekliliğine işaret etmektedir. Literatürdeki araştırmalarda da vurgulandığı üzere yaş, fiziksel yeterlilik ve sosyal güvencenin bakım ihtiyacında belirleyici olduğu saptanmıştır. Gelecekte daha zengin veri setleri ve karma yöntemlerle yapılacak araştırmalar sayesinde evde bakım hizmetine ilişkin daha bütüncül ve derinlemesine bir bilgi birikimi oluşacaktır. Böylece sosyal hizmet politikalarının planlanmasında ve uygulamasında daha etkili ve hedefe yönelik stratejilerin geliştirilmesi mümkün olabilir.

ÖNERİLER

Elde edilen bulgular ışığında sosyal hizmet alanında gelecekte yürütülecek araştırmalar ve politika geliştirme süreçleri için dört temel öneri sunulabilir. İlk olarak ilerideki araştırmalar nitel verilerin entegrasyonuna da ağırlık verebilir. Mevcut araştırmada yalnızca idari kayıtlar ve nicel göstergeler kullanılmıştır. Oysa ki evde bakım hizmeti alan bireylerin deneyimleri, memnuniyet düzeyleri, öznel iyi oluş halleri gibi psikososyal boyutlar da önem taşımaktadır. Gelecek araştırmalarda kümeleme ile ortaya çıkarılan profil ve ihtiyaç farklılıklarının derinlemesine görüşmeler/odak grup görüşmeleri veya gözlemler gibi nitel yöntemlerle desteklenmesi bu profillere daha zengin bir anlam kazandıracaktır. Nitekim literatürde de veri

temelli profillemeye çalışmalarının hizmet alanlar ve bakım verenlerin görüşleriyle birlikte ele alınmasının yararlı olacağı belirtilmiştir (Zamora-Sánchez vd., 2021).

İkinci olarak psikososyal veri toplama çabalarının artırılması gerekmektedir. Evde bakım hizmetinin bireyler ve aileler üzerindeki etkileri, bakım sürecinde karşılaşılan psikolojik ve sosyal zorluklar veya destek mekanizmaları gibi konularda sistematik veri toplanması gelecekteki analizlere entegre edilebilir. Bu sayede salt demografik ve tıbbi göstergelerin ötesine geçilerek her bir profilin psikososyal ihtiyaç haritası çıkarılabilecektir.

Üçüncü olarak sosyal hizmet araştırmalarında çoklu yöntem (karma yöntem) tasarımların uygulanması güçlü sonuçlar doğurabilir. Nicel verilerin (örneğin; büyük ölçekli veri setlerinin) nitel bulgularla birlikte kullanıldığı karma araştırma desenleri bir yandan verinin geniş ölçekli genel geçer eğilimleri yakalamasına, diğer yandan da bu eğilimlerin arkasındaki insani deneyimin anlaşılmasına olanak tanıyabilir. Böylece kümeleme analiziyle belirlenen bir grubun yaşadığı sorunlar nitel bir araştırma ile derinlemesine incelenip anlamlandırılabilir. Bu tür karma yöntem yaklaşımları sosyal hizmet literatüründe kanıt tabanlı uygulamalar geliştirmek için giderek daha önemli görülmektedir.

Son olarak boylamsal (longitudinal) araştırmalar yapılabilir. Bu araştırmadaki profillerin zaman içinde nasıl değiştiği izlenememiştir. Oysa evde bakım hizmeti alan bireylerin durumları dinamik olup yaşlanma, hastalıkların seyri veya sosyal hizmet müdahalelerinin etkisiyle profilden profile geçiş yapabilirler. Gelecekte bu profillerin zaman içerisinde izlenerek oluşan kümelerin nasıl evrildiğini görmek müdahalelerin etkililiğini değerlendirmek açısından değerli olacaktır.

KAYNAKLAR

- Aksakal, S. Ş., & Eğrioğlu, E. (2025). A research on the factors affecting the outcomes of child abuse cases using machine learning methods. *Turkish Journal of Forecasting*, 9(1), 18–29.
- Allison, P. D. (2001). *Missing data*. Sage Publications.
- Anbalagan, S., & Fathima, A. S. (2024). Leveraging artificial intelligence for social work: Opportunities and challenges. *Indian Journal of Natural Sciences*, 15(85), 79433–79436.
- Armstrong, J. J., Zhu, M., Hirdes, J. P., & Stolee, P. (2012). K-means cluster analysis of rehabilitation service users in the Home Health Care System of Ontario: Examining the heterogeneity of a complex geriatric population. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 93(12), 2198–2205. <https://doi.org/10.1016/j.apmr.2012.05.026>
- Bacter, C., Săveanu, S. & Marc, C. (2021). Social work during the COVID-19 pandemic. Administrative and personal response to new challenges. *Social Change Review*, 19(1), 50-80. <https://doi.org/10.2478/scr-2021-0004>
- Badell D., de Armas J., & Julià A. (2022). Impact of socioeconomic environment on home social care service demand and dependent users. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(4), 1-21. <https://doi.org/10.3390/ijerph19042053>
- Başçılar, M., Karataş, M., & Pak Güre, M. D. (2022). Dijital çağda sosyal algoritmalar: yapay zekâ ve sosyal hizmet. *Sosyal Politika Çalışmaları Dergisi*, 22(56), 539-565. <https://doi.org/10.21560/spcd.vi.1081060>
- Bellis, M. A., Jarman, I., Downing, J., Perkins, C., Beynon, C., Hughes, K., & Lisboa, P. (2012). Using clustering techniques to identify localities with multiple health and social needs. *Health & Place*, 18(2), 138–143. <https://doi.org/10.1016/j.healthplace.2011.08.003>
- Bholowalia, P., & Kumar, A. (2014). EBK-means: A clustering technique based on elbow method and k-means in WSN. *International Journal of Computer Applications*, 105(9), 17–24. <https://doi.org/10.5120/18405-9674>
- Brand, J. E., Xu, J., Koch, B., & Geraldo, P. (2021). Uncovering sociological effect heterogeneity using tree-based machine learning. *Sociol Methodol*, 51(2), 189–223. <https://doi.org/10.1177/0081175021993503>
- Bretos-Azcona, P. E., Sánchez-Iriso, E., & Cabasés Hita, J. M. (2020). Tailoring integrated care services for high-risk patients with multiple chronic conditions: A risk stratification approach using cluster analysis. *BMC Health Services Research*, 20, 806. <https://doi.org/10.1186/s12913-020-05668-7>
- Castillo de Mesa, J. (2021). *Digital social work: Towards digital disruption in social work*. *Journal of Sociology & Social Welfare*, 48(3), 117–140.
- Centre for Social Data Analytics. (2025, 10 Nisan). *Allegheny family screening tool*. <https://csda.aut.ac.nz/research/our-projects/all-projects/allegheny-family-screening-tool>
- Cerrah, L., Karakuş Umar, E., Oral, M., & Pak, M. (2024). Evde bakım hizmeti alan yaşlı bireylerin ve bakım verenlerinin karşılaştıkları sosyal sorunlar üzerine nitel bir çalışma: Oltu örneği. *Sosyal Politika Çalışmaları Dergisi*, 24(62), 89–110. <https://doi.org/10.21560/spcd.vi.1461554>
- Çoban, M., & Esatoğlu, A. E. (2004). Evde bakım hizmetlerine genel bir bakış. *Türkiye Klinikleri Tıp Etiği-Hukuku-Tarihi Dergisi*, 12(2), 109–120.
- Erçorumlu, M. (2025). Dijital sosyal koruma için çok katmanlı bir yapay zeka modeli: Türkiye örneği. *Sosyal Güvençe (Özel Sayı)*, 187-209. <https://doi.org/10.21441/sosyalguvence.1682319>
- Erdurak, Y. (2025). Z-score heatmap of variables across clusters. *Figshare*. <https://doi.org/10.6084/m9.figshare.29483393.v1>
- GeeksforGeeks. (2023). *Demonstration of k-means assumptions*. <https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/demonstration-of-k-means-assumptions>
- Genet, N., Boerma, W., Kroneman, M., Hutchinson, A., & Saltman, R. (2011). *Home care across Europe: Current structure and future challenges*. WHO Regional Office for Europe.
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). *Data mining: Concepts and techniques* (3rd ed.). Elsevier.
- Henman, P. (2019). Of algorithms, apps and advice: Digital social policy and service delivery. *Journal of Asian Public Policy*, 12(1), 44–58.
- İzmir Büyükşehir Belediyesi. (2025, 3 Mart). *Evde bakım hizmeti talepleri veri seti*. <https://acikveri.bizizmir.com/dataset/ba4845f8-0611-46de-83b4-f728e352406f/resource/16a-83c54-c513-47b3-93bb-c890d2244dd6/download/acik-veri-tablo.xlsx>
- Jacob, S., & Souissi, S. (2023). Social workers in the context of digital transformations: International literature review on the evolution of roles, skills, and professional competencies. *Revue des Politiques Sociales et Familiales*, (4), 207–225. <https://doi.org/10.3917/rpsf.149.0207>
- Jain, A. K. (2010). Data clustering: 50 years beyond k-means. *Pattern Recognition Letters*, 31(8), 651–666. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2009.09.011>

- Kuhn, M., & Johnson, K. (2019). *Feature engineering and selection: A practical approach for predictive models*. CRC Press.
- Kurban, S. (2024). Sosyal hizmetin örgütlenmesinde ve politikaların geliştirilmesinde yapay zekâ katkısı ve Türkiye üzerine bir değerlendirme. *Yönetim Bilimleri Dergisi*, 22 (Özel Sayı: Endüstri 4.0 ve Dijitalleşmenin Sosyal Bilimlerde Yansımaları), 1667-1690. <https://doi.org/10.35408/co-muybd.1514386>
- Maleki, M., & Ghahari, S. (2024). Comprehensive clustering analysis and profiling of COVID-19 vaccine hesitancy and related factors across U.S. counties: Insights for future pandemic responses. *Healthcare*, 12(15), 1458. <https://doi.org/10.3390/healthcare12151458>
- McKinney, W. (2010). Data structures for statistical computing in python. In *Proceedings of the 9th Python in Science Conference*, 56–61.
- Minguela R., M. A., Lafuente, P. H., & Mota M., J. M. (2021). Home visit training in social work with virtual reality. *Journal of Sociology & Social Welfare*, 48(3), 53–73. <https://doi.org/10.15453/0191-5096.4555>
- Miyahara, M. (2022). A pilot exploratory study to form subgroups using cluster analysis of family needs survey scores for providing tailored support to parents caring for a population-based sample of 5-year-old children with developmental concerns. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(2), 744. <https://doi.org/10.3390/ijerph19020744>
- Molenaar, E.A., Barten, D.J.J., de Hoop, A., Bleijenberg, N., de Wit, N. J., & Veenhof, C. (2022). Cluster analysis of functional independence in community-dwelling older people. *BMC Geriatr*, 22(996), 1-11. <https://doi.org/10.1186/s12877-022-03684-2>
- Naslund, J. A., Aschbrenner, K. A., Marsch, L. A., & Bartels, S. J. (2016). The future of mental health care: peer-to-peer support and social media. *Epidemiology and Psychiatric Sciences*, 25(02), 113–122. <https://doi.org/10.1017/s2045796015001067>
- Nnoaham, K. E., & Cann, K. F. (2020). Can cluster analyses of linked healthcare data identify unique population segments in a general practice-registered population? *BMC Public Health*, 20(798), 1-10 <https://doi.org/10.1186/s12889-020-08930-z>
- Nordesjö, K., & Scaramuzzino, G. (2023). Digitalization, stress, and social worker-client relationships during the COVID-19 pandemic. *Journal of Social Work*, 23(6), 1080-1098. <https://doi.org/10.1177/14680173231180309>
- Nuwasiiima, M., Ahonon, M. P., & Kadiri, C. (2024). The role of artificial intelligence (AI) and machine learning in social work practice. *World Journal of Advanced Research and Reviews*. 24(1), 80-97. <https://doi.org/10.30574/wjarr.2024.24.1.2998>
- Patton, D. U., Mathiyazhagan, S., & Landau, A. Y. (2021). Meet them where they are: Social work informed considerations for youth inclusion in AI violence prevention. *Social Work*, 66(4), 357–360. <https://doi.org/10.1093/sw/swab030>
- Pazer, S. (2024). Digitalization in social work: Opportunities and challenges for practitioners. *International Journal of Research Publication and Reviews*, 5(9), 3531–3536. <https://doi.org/10.55248/gengpi.5.0924.2704>
- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., Vanderplas, J., Passos, A., Cournapeau, D., Brucher, M., Perrot, M. & Duchesnay, E. (2011). Scikit-learn: Machine learning in python. *Journal of Machine Learning Research*, 12, 2825–2830.
- Petering, R., Um, M. Y., Alipourfard, N., Tavabi, N., Kumari, R., & Gilani, S. N. (2018). Artificial intelligence to predict intimate partner violence perpetration. In M. Tambe, & E. Rice. (Eds.), *Artificial intelligence and social Work* (pp. 195-210). Cambridge University Press
- Pınar, R. (2010). Türkiye’de evde bakımda mevcut durum. 3. *Akademik Geriatri Kongresi Bildiri Kitabı* (ss. 153–156). https://akademikgeriatri.org/files/Akademik_Geriatri_2010/Konusma_Metinleri/16.pdf
- Reamer, F. G. (2023). Artificial intelligence in social work: Emerging ethical issues. *Journal of Social Work Values and Ethics*, 20(2), 52–71. <https://doi.org/10.55521/10-020-205>
- Recchia, D. R., Cramer, H., Wardle, J., Lee, D. J., Ostermann, T., & Lauche, R. (2022). Profiles and predictors of healthcare utilization: Using a cluster-analytic approach to identify typical users across conventional, allied and complementary medicine, and self-care. *BMC Health Services Research*, 22, 29. <https://doi.org/10.1186/s12913-021-07426-9>
- Rice, E., & Tambe, M. (2018). Merging social work science and computer science for social good. In M. Tambe, & E. Rice. (Eds.). *Artificial intelligence and social work* (pp. 3-15). Cambridge University Press.
- 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.
- Salganik, M. J. (2018). *Bit by bit: Social research in the digital age*. Princeton University Press.
- Scikit-learn. (2025). StandardScaler. <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.preprocessing.StandardScaler.html>

- Srivastava, A., Petering, R., & Misyrilis, M. (2018). Minimizing violence in homeless youth. In M. Tambe, & E. Rice. (Eds.), *Artificial intelligence and social work* (pp. 119-135). Cambridge University Press.
- Sterne, J. A. C., White, I. R., Carlin, J. B., Spratt, M., Royston, P., Kenward, M. G., Wood, A. M., & Carpenter, J. R. (2009). Multiple imputation for missing data in epidemiological and clinical research: Potential and pitfalls. *BMJ*, 338, 157-160. <https://doi.org/10.1136/bmj.b2393>
- Tan, P.N., Steinbach, M., & Kumar, V. (2006). *Introduction to data mining*. Pearson Education.
- Tan, Y., Xin, S. K., Zhang, R., Lee, J., Han, M., Sen, B., & Lee, Y.-C. (2025). Empowering social service with AI: Insights from a participatory design study with practitioners. In Extended Abstracts of the CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI EA '25) (pp. 1–10). ACM. <https://doi.org/10.1145/3706599.3719736>
- Tashobya, C. K., Dubourg, D., Ssengooba, F., Speybroeck, N., Macq, J., & Criel, B. (2016). A comparison of hierarchical cluster analysis and league table rankings as methods for analysis and presentation of district health system performance data in Uganda. *Health Policy and Planning*, 31(2), 217–228. <https://doi.org/10.1093/heapol/czv045>
- Vuik, S. I., Mayer, E., & Darzi, A. (2016). Enhancing risk stratification for use in integrated care: A cluster analysis of high-risk patients in a retrospective cohort study. *BMJ Open*, 6(12). <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2016-012903>
- Wassal, K., Ashurst, C., Hron, J., & Zilka, M. (2024). Reimagining AI in social work: Practitioner perspectives on incorporating technology in their practice. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2407.10244>
- WHO. (2015). *World report on ageing and health*. WHO Press.
- Wilder, B. (2018). Algorithmic social intervention. In *Proceedings of the 27th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-18)* (pp. 5793–5794). AAAI Press. <https://doi.org/10.24963/ijcai.2018/837>
- Yoon, S., Goh, H., Kwan, Y. H., Thumboo, J., & Low, L. L. (2020). Identifying optimal indicators and purposes of population segmentation through engagement of key stakeholders: A qualitative study. *Health Research Policy and Systems*, 18(26), 1-13. <https://doi.org/10.1186/s12961-019-0519-x>
- Zamora-Sánchez J. J., Zabaleta-Del-Olmo E., Fernández-Bertolín S., Gea-Caballero V., Julián-Rochina I, Pérez-Tortajada G., & Amblàs-Novellas J. (2021). Profiles of frailty among older people users of a home-based primary care service in an urban area of Barcelona (Spain): An observational study and cluster analysis. *J Clin Med*, 10(10), 1-12. <https://doi.org/10.3390/jcm10102106>
- Zengin, O. (2018). Evde bakım hizmetleri. M. Oral (Ed.), *Tıbbi Sosyal Hizmet içinde* (ss. 224–243). Atatürk Üniversitesi AÖF Yayını.