

Araştırma Makalesi

Üniversite Öğrencilerinin Eleştirel Düşünme Profillerinin k-Means Kümeleme Algoritması ile Analizi

Tuğba Tümen ^{1,*}  ve Ferhat Bahçeci ² 

Gönderim: 14.04.2025

Kabul: 19.06.2025

¹ Bitlis Eren Üniversitesi, Rektörlük Türk Dili Bölümü, Bitlis, Türkiye; ttumen@beu.edu.tr

² Fırat Üniversitesi, Eğitim Fakültesi, Eğitim Bilimleri Bölümü, Elazığ, Türkiye;

ferhatbahceci@hotmail.com

*Sorumlu yazar

Özet: Bu çalışma, üniversite öğrencilerinin eleştirel düşünme eğilimlerini analiz etmek amacıyla makine öğrenmesi yöntemlerinden k-Means kümeleme algoritması ve Elbow yöntemi kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Araştırmada, 168 üniversite öğrencisine uygulanan eleştirel düşünme eğilimi ölçeği verileri analiz edilmiş ve öğrenciler benzer bilişsel özelliklerine göre kümelendirilmiştir. Elbow yöntemi ile optimum küme sayısı k=5 olarak belirlenmiş, ardından k-Means algoritması ile bu kümeler oluşturulmuştur. Analiz sonucunda, öğrencilerin eleştirel düşünme eğilimlerinin homojen bir şekilde dağılmadığı, belirli düşünsel özelliklerde kümelendiği ve bazı bireylerin aykırı değerlere sahip olduğu ortaya konmuştur. Ayrıca, kümelerin oluşumunu etkileyen en belirleyici sorular ve düşük etkiye sahip ifadeler belirlenmiş, bu sorular üzerinden kümelerin yapısı yorumlanmıştır. Elde edilen bulgular, öğrencilerin özgüven, planlı çalışma, veri toplama ve öz motivasyon gibi becerilerde farklılaşabildiğini göstermiştir. Kümeleme sonuçları, eğitim ortamlarında bireyselleştirilmiş öğrenme stratejileri geliştirmek ve öğrenci profillerine göre özelleştirilmiş eğitim uygulamaları tasarlamak için değerli bir temel sunmaktadır. Bu yönüyle çalışma, eleştirel düşünmenin ölçülmesinde yapay zeka destekli analizlerin kullanımına dair güçlü bir örnek teşkil etmektedir.

Anahtar Kelimeler: eleştirel düşünme; eğitimde yapay zeka; makine öğrenmesi

Research Article

Analysis of Critical Thinking Profiles of University Students with k-Means Clustering Algorithm

Abstract: This study aims to analyze university students' critical thinking dispositions using machine learning methods, specifically the k-Means clustering algorithm and the Elbow method. Data were collected from 168 university students through a critical thinking disposition scale, and students were clustered based on their cognitive similarities. The Elbow method determined the optimal number of clusters as k=5, and the k-Means algorithm was applied accordingly. The analysis revealed that students' critical thinking profiles were not homogeneously distributed; instead, they were concentrated within specific cognitive clusters, with some individuals exhibiting outlier characteristics. Furthermore, the most influential and least impactful items in forming the clusters were identified, offering insights into the structure of each cluster. The findings showed that students differed notably in competencies such as self-confidence, planning, data gathering, and self-motivation. The clustering results provide a valuable foundation for

developing personalized learning strategies and designing educational interventions tailored to student profiles. In this respect, the study presents a strong example of how AI-supported analysis can be effectively applied to the measurement and interpretation of critical thinking skills in education.

Keywords: critical thinking; artificial intelligence in education; machine learning

1. Giriş

Eleştirel düşünme, bireylerin bilgiye eleştirel bir bakış açısıyla yaklaşmasını, fikirleri analiz etmesini ve değerlendirmesini sağlayan temel bir zihinsel beceri olarak tanımlanabilir. Bu beceri, bireylerin etkili problem çözme ve karar verme süreçlerinde önemli bir rol oynar [1]. Literatürde eleştirel düşünme özelliklerini anlamaya ve gruplandırmaya yönelik çalışmalar, genellikle öğrenci davranışlarını anlamaya ve eğitim stratejilerini geliştirmeye odaklanmıştır [2,3]. Öğrencilerin eleştirel düşünme eğilimlerinin öğrenci başarıları üzerindeki etkisi ve bu becerilerin, bireylerin akademik yaşamlarına gösterdiği katkı açısından birçok çalışma yapılmıştır. Bu çalışmalarda çoğunlukla eleştirel düşünme eğilimlerinin ölçülmesi ve bireylerin farklı bilişsel kategorilere ayrılması üzerine odaklanılmıştır. Bu çalışmalar, eleştirel düşünmenin bireylerin çeşitli bölüm ve alanlardaki performansları üzerindeki etkisini anlamak açısından önem arz etmektedir [4]. Eğitim alanında, makine öğrenmesi algoritmaları ve yapay zeka yöntemleri, öğrencilerin özelliklerini gruplandırmak ve bu gruplar üzerinden çıkarımlar yapmak için yaygın olarak kullanılmaktadır. Özellikle k-Means algoritması, verilerin çok boyutlu uzaylarda benzerliklerine göre gruplandırılmasını sağlayarak, çalışma gruplarının özelliklerini anlamamıza olanak tanır. Bu konuda yapılan bir çalışmada, Akdeniz Üniversitesi Eğitim Fakültesi birinci sınıf öğrencilerinin temel bilgisayar kullanımı bilgi düzeyleri, 56 çoktan seçmeli sorudan oluşan bir test ile değerlendirilmiş ve sonuçlar k-Means kümeleme algoritması kullanılarak analiz edilmiştir [5]. k-Means algoritması, verilerin hızlı ve etkili bir şekilde gruplandırılmasında önemli bir rol oynamaktadır [6]. Ayrıca bu algoritma, eğitim verilerinde gruplama ve örüntü tanıma için yaygın olarak kullanılmaktadır [7]. Yapay zeka ve makine öğrenmesi yöntemleri, öğrencilerin özelliklerini belirlemek, eğitim mater yallerini kişiselleştirmek ve bireylerin gelişimine yönelik stratejiler oluşturmak amacıyla eğitim alanında kullanılmaktadır. Kayalı ve Savaş (2024), makine öğrenmesi algoritmaları ile öğrenci gruplarının davranış örüntülerini analiz etmiş ve bu gruplardan yola çıkarak bireyselleştirilmiş eğitim stratejileri geliştirilmesini önermiştir [8]. Benzer şekilde, k-Means algoritması ile eğitim verilerinin boyutu azaltılmış ve gruplama analizi ile öğrenci davranışlarının özellikleri ortaya konmuştur [9].

Eleştirel düşünme becerilerini ölçmeye ve geliştirmeye yönelik çalışmalar, bireylerin bilişsel kapasitelerini anlamak ve bu becerilerin çeşitli başarı alanları üzerindeki etkilerini araştırmak için sürekli bir gelişim göstermektedir. Eleştirel düşünme analiz, değerlendirme ve çıkarım gibi temel becerileri kapsayan bir düşünme süreci olarak tanımlanmış ve bu becerilerin bireylerin akademik performansları üzerindeki etkisi vurgulanmıştır. Ayrıca eleştirel düşünme testleri geliştirilerek bu becerilerin bireyler arasındaki farklılıklarının ölçülmesini sağlamıştır [10]. Bu testler, bireylerin problem çözme ve karar verme süreçlerindeki yetkinliklerini anlamaya olanak tanımıştır [11]. Mehmedoğlu ve Keleş (2016), eleştirel düşünme eğilimlerinin öğrencilerin akademik performansları ve sosyal becerileri üzerindeki etkisini incelemiş, bu becerilerin bireylerin sosyal yaşamda çatışma çözme becerilerini de geliştirdiğini ortaya koymuştur [12]. Bir başka çalışmada ise eleştirel düşünme eğilimlerini belirlemek amacıyla farklı öz-değerlendirme teknikleri kullanılmış ve bireylerin bu becerilerinin zaman içinde geliştirilebileceği gözlemlenmiştir [13]. Eleştirel düşünme eğilimi, bireylerin analiz, değerlendirme, yorumlama ve tartışma gibi becerileri kullanma yönelimlerini ifade eder. Bu eğilim, eleştirel düşünme becerilerinin ve bu becerilerin etkilediği diğer yetkinliklerin kullanımında ve gelişiminde önemli bir rol oynar. Demircioğlu (2012), Ricketts ve Rudd tarafından 2005 yılında geliştirilen Eleştirel Düşünme Eğilimi (EMI) Ölçeği'ni Türkçeye uyarlayarak geçerlik ve güvenirlik çalışmalarını yapmış ve faktör yapısını farklı değişkenlere göre test etmiştir. Bu çalışma, ölçeğin Türk kültürüne uyarlanması ve lise öğrenci-

lerinin eleştirel düşünme eğilimlerinin ölçülmesi açısından önemlidir [14]. Semerci (2016), Eleştirel Düşünme Eğilimi (EDE) Ölçeği'ni geliştirerek geçerlik ve güvenirlik çalışmalarını gerçekleştirmiştir. Bu çalışma, ölçeğin yapı geçerliliğini doğrulayıcı faktör analizi ile test etmiş ve yüksek iç tutarlılık katsayıları elde etmiştir. Sonuçlar, ölçeğin eleştirel düşünme eğilimini ölçmede güvenilir bir araç olduğunu göstermiştir [15]. Döner ve Demir (2022) ise, ortaokul öğrencileri için Eleştirel Düşünme Eğilimi Ölçeği'nin geliştirilmesine yönelik bir çalışma yapmışlardır. Araştırma sonucunda, 21 maddelik ve üç boyutlu bir ölçek geliştirilmiş ve ölçeğin geçerlik ve güvenirlik analizleri olumlu sonuçlar vermiştir [16]. Kılmen ve Demircioğlu (2014), Eleştirel Düşünme Eğilimi Ölçeği'ni Türkçeye uyarlayarak geçerlik ve güvenirlik çalışmalarını gerçekleştirmişlerdir. Elde edilen bulgular, ölçeğin Türk kültüründe de geçerli ve güvenilir bir ölçüm aracı olduğunu ortaya koymuştur [17]. Görüldüğü gibi birçok çalışmada eleştirel düşünme eğilimi ölçeği geçerli ve güvenilir bir ölçek olarak karşımıza çıkmaktadır.

Öğrencilerin eleştirel düşünme eğilimlerini ölçmek için son günlerde popüler olan ve eğitim alanında da yoğun olarak kullanılan makine öğrenmesi teknikleri kullanılabilir. Makine öğrenmesi algoritmaları, eğitim verilerinde gruplama, boyut indirgeme ve veri örüntülerini anlamak için yaygın olarak kullanılır. k-Means algoritması, eleştirel düşünme eğilimlerini ve bu eğilimlerin alt boyutlarını temsil eden kümeleri belirlemek amacıyla kullanılabilir. Ayrıca bu algoritma, veri noktalarını benzerliklerine göre kümelere ayırarak, her bir grubun kendine özgü özelliklerini anlamamıza yardımcı olmaktadır. Bu çalışmada eleştirel düşünme analizi için makine öğrenmesi tekniği olan ve k-Means algoritması kullanılmıştır. k-Means algoritmaları kullanılarak eğitim verileri analiz edilmiş ve bireylerin farklı gruplardaki davranışları tanımlanmıştır. Benzer bir şekilde, öğrenci davranış örüntülerini gruplandırmak için k-Means algoritması kullanılarak bu gruplardan elde edilen bilgilerle bireyselleştirilmiş eğitim stratejileri geliştirilmesi önerilmiştir [18]. Eğitimde yapay zeka yöntemlerinin kullanımı, bireylerin akademik başarılarını iyileştirmekle kalmamış, aynı zamanda çoğulcul bir öğrenme ortamı yaratılmasına katkı sağlamıştır. Eğitim verilerinde makine öğrenmesi yöntemlerini kullanarak, bireylerin başarılarını etkileyen faktörleri önceliklendirmenin eğitim sistemlerini daha etkin hale getirdiği ortaya konmuştur [19]. Makine öğrenmesi algoritmalarının eğitimdeki uygulamalarına bakıldığında, k-Means algoritması sıkça kullanılmaktadır. Bu algoritma, verilerin benzerliklerine göre gruplandırılmasını sağlar ve eğitim verilerinde kümeleme analizleri için etkilidir [20]. Bakan ve Kanbay (2024), makine öğrenmesi yöntemleri ile eğitim başarısına etki eden faktörlerin modellenmesine yönelik bir çalışma yapmışlardır. Bu araştırma, eğitim kurumlarının strateji belirlemede ve önlem almada makine öğrenmesi tekniklerinden nasıl faydalanabileceğini göstermektedir [21]. Üniversite öğrencilerinin eleştirel düşünme eğilimlerini ve bilişsel özelliklerini anlamak amacıyla, makine öğrenmesi algoritması olan k-Means algoritması, verileri gruplandırarak belirli kümelere ayırmak için kullanılmaktadır. Bu yöntem, veri madenciliği ve örüntü tanıma alanlarında sıkça kullanılan güçlü araçlar olarak literatürde yer bulmaktadır [22].

Bu çalışmanın amacı, üniversite öğrencilerinin eleştirel düşünme eğilimlerini analiz ederek, benzer bilişsel ve düşünsel özellikler sergileyen öğrenci gruplarını belirlemek ve bu gruplar üzerinden bireyselleştirilmiş eğitim stratejileri geliştirmeye yönelik veriler sunmaktır. Bu doğrultuda, makine öğrenmesi tekniklerinden k-Means kümeleme algoritması kullanılarak, öğrencilerin eleştirel düşünme eğilimlerine ilişkin veriler çok boyutlu uzayda gruplandırılmış ve analiz süreci optimize edilmiştir. Çalışma, eleştirel düşünme eğilimlerinin akademik başarıyla ilişkisini anlamanın yanı sıra, eğitim verilerinin yapay zeka destekli analizinin birey odaklı öğrenme ortamları oluşturma potansiyelini de ortaya koymayı hedeflemektedir. Elde edilen bulgular, eğitim ortamlarında daha etkili ve veriye dayalı müdahalelerin tasarlanmasına katkı sağlamayı amaçlamaktadır.

2. Materyal ve Metod

Makine öğrenmesi temelli bu analiz sürecinde, öncelikle öğrencilerin eleştirel düşünme eğilimlerine ilişkin veriler ön işleme tabi tutulmuş, ardından k-Means kümeleme algoritması ile gruplandırılmıştır. Ancak, k-Means algoritmasında optimum küme sayısının belirlenmesi, analiz sonuçlarının güvenilirliği açısından kritik bir adımdır. Bu nedenle, uygun küme sayısının tespiti için Elbow (Dirsek) yöntemi kullanılmıştır.

2.1. Elbow Yöntemi

k-Means algoritmasında, optimum küme sayısını belirlemek kritik bir adımdır. Elbow yöntemi, bu amaçla sıkça kullanılan bir tekniktir. Bu yöntem, farklı k değerleri için kümeler içindeki verilerin toplam karesel hata (Within-Cluster Sum of Squares - WCSS) değerlerini hesaplayarak, WCSS'nin belirgin bir şekilde azalmayı durdurduğu "dirsek" noktasını tespit etmeye dayanır [23]. Elbow yönteminde, farklı k değerleri için WCSS hesaplanır ve bu değerler bir grafik üzerinde çizilir. Grafikte, WCSS'nin hızlı bir düşüşten sonra yavaşladığı nokta, optimum küme sayısı olarak kabul edilir. Bu nokta, grafikte bir dirsek (elbow) oluşturur [24].

Elbow yöntemi, k-Means algoritmasında uygun küme sayısını belirlemek için pratik ve görsel bir araç sağlar. Veri setinin yapısına uygun küme sayısını seçmek, modelin performansını ve yorumlanabilirliğini artırır. Bu nedenle, Elbow yöntemi, k-Means uygulamalarında sıkça kullanılır [25]. Elbow yöntemi, k-Means algoritmasında uygun küme sayısını belirlemek için pratik ve görsel bir araç sağlar. Veri setinin yapısına uygun küme sayısını seçmek, modelin performansını ve yorumlanabilirliğini artırır. Bu nedenle, Elbow yöntemi, k-Means uygulamalarında sıkça kullanılır.

2.2. k-Means Kümeleme Algoritması

k-Means, gözetimsiz öğrenme yöntemlerinden biri olup, verileri önceden tanımlanmış k sayıda kümeye ayırmayı amaçlar. Her küme, verilerin belirli özelliklerine göre gruplanmasını sağlar. Bu algoritma, özellikle büyük veri setlerinde verilerin doğal gruplarını belirlemek için etkilidir [26]. k-Means algoritması, verileri k adet kümeye ayırırken, her bir veri noktasını en yakın küme merkezine atar. Bu işlem, kümeler içindeki verilerin toplam karesel hata değerini (Within-Cluster Sum of Square-WCSS) minimize etmeyi hedefler [27] ve WCSS, her bir küme için Denklem 2.1'de görüldüğü gibi hesaplanmaktadır.

$$WCSS = \sum_{j=1}^K \sum_{i=1}^{n_j} \|x_i^{(j)} - c_j\|^2 \quad (2.1)$$

Burada; K : Toplam küme sayısı, n_j : j'ninci kümedeki veri noktalarının sayısını, $x_i^{(j)}$: j'ninci kümedeki i'ninci veri noktasını ve c_j : j'ninci kümenin merkezini temsil etmektedir. Algoritma, başlangıçta rastgele seçilen küme merkezleriyle başlar ve tekrarlı olarak ilk önce her bir veri noktası, en yakın küme merkezine atanır. Daha sonra her küme için merkez noktası, o kümedeki veri noktalarının ortalaması olacak şekilde güncellenir. Bu süreç, küme merkezlerinin konumları sabitlenene veya belirli bir tekrar sayısına ulaşıncaya kadar devam eder.

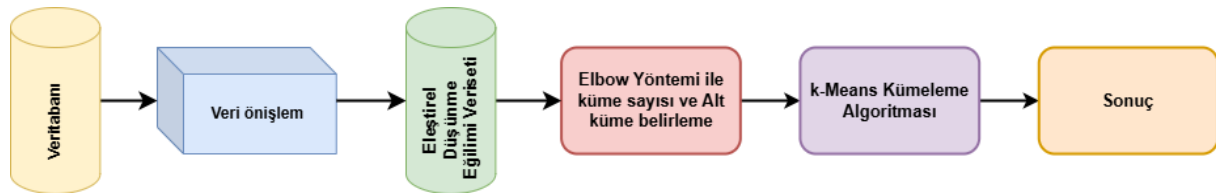
2.3. Veri Seti

Araştırmanın veri seti, üniversite öğrencilerinin eleştirel düşünme eğilimlerini ölçmek için uygulanan Semerci (2016)'nin geliştirdiği Eleştirel Düşünme Eğilimi (EDE) ölçeğinden elde edilmiştir. Anket, öğrencilerin demografik bilgileri ve eleştirel düşünme eğilimlerini değerlendiren maddelerden oluşmaktadır. Toplanan veriler, analiz öncesinde eksik veya tutarsız veriler açısından incelenmiş ve gerekli temizleme işlemleri uygulanmıştır. Toplanan veriler, analiz öncesinde normalize edilerek ölçeklendirilmiştir. Bu adım, farklı ölçeklerdeki verilerin analiz sırasında eşit ağırlıkta değerlendirilmesini sağlamıştır. EDE ölçeği, 49 maddeden oluşan ve beş alt temaya ayrılan çok boyutlu bir ölçek olup, bu alt temalar üstbilgi, esneklik, sistematiklik, azim-sabır ve açık fikirliliktir. Örneklememiz Sağlık Bilimleri Fakültesinin dört bölümünde (Hemşirelik, Beslenme ve Diyetetik, Sosyal Hizmetler ve Ebelik) öğrenim göre 34 Erkek, 134 Kadın toplam 168 öğrenciden oluşmaktadır. Demografik bilgilerde sınıf düzeyi bulunmamaktadır. Bölüm, yaş aralığı ve cinsiyet bilgileri

bulunmaktadır. Ölçeğin değerlendirme kriteri ise 5 dereceli Likert ölçeğine dayanmaktadır: "Tamamen katılıyorum (5), Çoğunlukla katılıyorum (4), Kısmen katılıyorum (3), Çoğunlukla katılmıyorum (2), Hiç katılmıyorum (1)". Ölçeğin test-tekrar test korelasyonu 0.761, iki yarı puanlar arasındaki korelasyon ise 0.95 olarak bulunmuş ve bu sonuçlar, ölçeğin güvenilirliğini gösteren önemli bir referans noktasıdır. Ayrıca, ölçeğin Cronbach Alpha katsayısı 0.963 olarak hesaplanmıştır, bu da ölçeğin yüksek iç tutarlılığa sahip olduğunu göstermektedir.

2.3. Önerilen Yöntem

Çalışma süreci, saha çalışmasından elde edilen verilerin işlenmesi ve analiz edilmesi yoluyla anlamlı sonuçlar elde edilmesini amaçlamaktadır. Şekil 1’de bu çalışma için geliştirilen yöntemin şeması görülmektedir. Önerilen yöntemin ilk aşamasında öğrenciler üzerinden uygulanan saha çalışmasından elde edilmiş olan verilerin bir veritabanında toplanması görülmektedir. Daha sonra bu veritabanındaki gereksiz ya da yanlış-eksik veriler temizlenmiş ve toplamda 168 öğrenciden toplanan veriler elde edilmiştir. Elde edilmiş bu veriler üzerinden Elbow yöntemi ile küme sayısının tespiti için kırılım algoritması uygulanmış ayrıca alt gruplar elde edilmiştir. Elde edilmiş küme sayısına ve alt gruba göre k-Means algoritması uygulanmış ve çıkan sonuçlar tartışılmıştır.

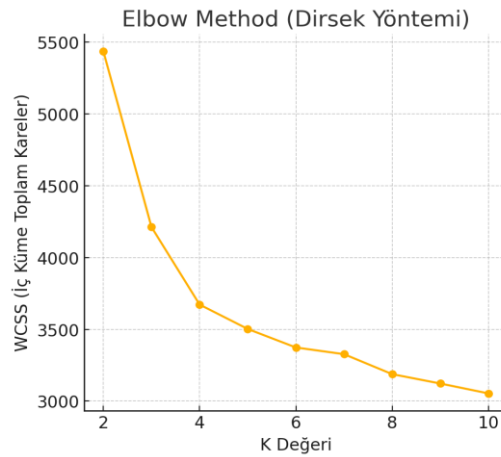


Şekil 1. Önerilen yöntemin özet görsel gösterimi.

Çalışmanın ilk aşamasında, üniversite öğrencilerine yönelik saha çalışması kapsamında bir anket uygulanmıştır. Bu anket, öğrencilerin demografik bilgilerini ve eleştirel düşünme eğilimlerini içeren bir veri seti toplamayı hedeflemiştir. Toplanan veriler, dijital bir veritabanında organize edilerek sistematik bir şekilde saklanmıştır. Bu aşama, verilerin güvenli bir şekilde işlenmesi ve sonraki analizler için uygun bir temel oluşturulmasını sağlamıştır. İkinci aşamada veritabanına eklenen ham veriler üzerinde detaylı bir ön işleme süreci uygulanmıştır. Bu süreçte, eksik, yanlış veya tutarsız veriler tespit edilerek temizlenmiş ve düzeltilmiştir. Verilerin normalleştirilmesi ve ölçeklendirilmesi gibi işlemler, analiz sürecinin doğruluğunu ve güvenilirliğini artırmak amacıyla gerçekleştirilmiştir. Sonuç olarak, toplamda 168 öğrenciden elde edilen veriler analiz için uygun hale getirilmiş ve üçüncü aşamada görüldüğü gibi ön işlemden geçirilmiş hazır bir veri seti oluşturulmuştur. Dördüncü aşamada hazırlanan veri seti üzerinde Elbow yöntemi uygulanarak veri setindeki temel varyans kaynakları tespit edilmiştir. Küme sayısının belirlenmesi için dirsek-kırılım algoritması uygulanmış ve veri setindeki alt gruplar tespit edilmiştir. Bu aşama, öğrencilerin benzerliklerine göre gruplandırılmasını kolaylaştırmak adına önemlidir. Beşinci aşamada Elbow yöntemi ile belirlenen küme sayısına dayalı olarak, veri setine k-Means Kümeleme Algoritması uygulanmıştır. Bu algoritma, öğrencileri benzer özelliklere sahip gruplara ayırmış ve her bir kümenin özelliklerini ortaya koymuştur. k-Means algoritması, küme merkezlerini tekrarlı olarak güncelleyerek her bir öğrencinin hangi kümeye ait olduğunu belirlemiştir. Son aşamada ise elde edilen sonuçlar değerlendirilmiş ve benzer çalışmalar ile karşılaştırılması yapılarak tartışılmıştır.

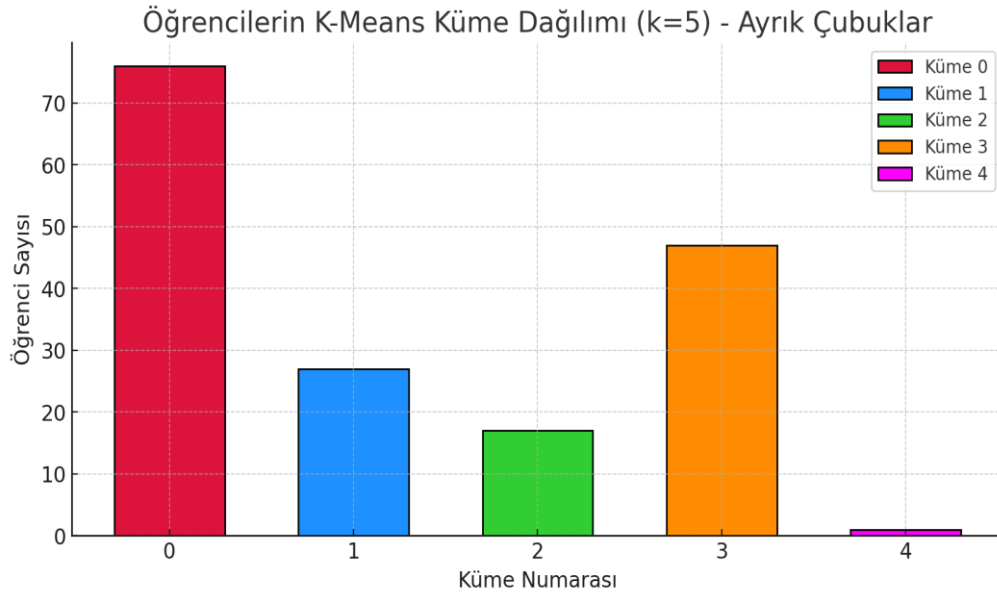
3. Bulgular

Önerdiğimiz k-Means kümeleme algoritması ile verilerin analizine başlamadan önce, ön işleme tabi tutulmuş veri seti için optimum küme sayısının belirlenmesi gerekmektedir. k-Means algoritması, denetimsiz öğrenme yöntemlerinden biri olup, küme sayısı (k) araştırmacı tarafından belirlenmelidir. Optimum k değerini tespit etmek için literatürde çeşitli yöntemler bulunmaktadır. Bu çalışmada, literatürde yaygın olarak kullanılan ve yüksek başarı gösteren Elbow (Dirsek) yöntemi tercih edilmiştir. Elbow yöntemi, her bir k değeri için, veri noktalarının kendi küme merkezlerine olan uzaklıklarının kareleri toplamını (Within-Cluster Sum of Squares - WCSS) hesaplar. Küme sayısı arttıkça WCSS değeri azalır; ancak belirli bir noktadan sonra bu azalma hızı yavaşlar. Bu noktada, WCSS değerindeki düşüşün belirgin şekilde azaldığı "dirsek" noktası gözlemlenir ve bu nokta, optimum küme sayısını işaret eder. Bu yöntem, verilerin içyapısını analiz ederek en uygun k değerini belirlemeye yardımcı olur [28]. Bu çalışmada, Elbow yöntemi kullanılarak veri setinin optimum küme sayısı belirlenmiş ve k-Means algoritması bu k değerine göre uygulanmıştır. Bu yaklaşım, verilerin daha anlamlı ve homojen gruplara ayrılmasını sağlayarak analizlerin etkinliğini artırmıştır. Şekil 2'de Elbow yöntemine göre tespit edilmiş dirsek grafikleri görülmektedir.



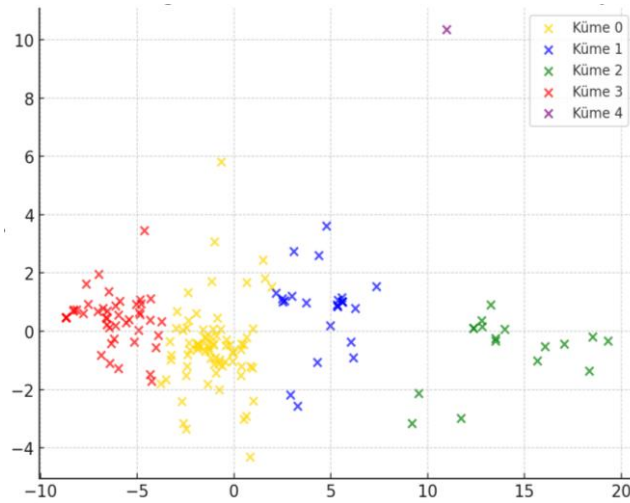
Şekil 2. Elbow yöntemine göre optimum küme sayısı tespit grafiği.

Şekil 2'de elde edilmiş olan Elbow grafiğini detaylı bir şekilde incelediğimizde, Elbow grafiğindeki WCSS değerindeki belirgin azalmaların küme sayısı 4 ila 7 arasında değişmiş, ancak 5 noktasından itibaren azalma hızının yavaşladığı gözlemlenmiştir. Dirsek noktası olarak tanımlanan bu keskin değişim noktası, optimum küme sayısının 5 olduğunu göstermektedir. Bu nedenle küme sayısını 5 olarak belirlemenin, verileri anlamlı ve homojen gruplara ayırmak açısından uygun olduğu görülmektedir. Bu seçim, kümeleme analizlerinin daha etkili olmasını sağlayarak, her grubun kendi içinde daha tutarlı ve gruplar arasında daha farklı özelliklere sahip olmasını sağlar. Ayrıca, daha fazla küme sayısının seçilmesi, modelin aşırı karmaşık hale gelmesine ve anlamlı bir fayda sağlamamasına neden olabilir. Bu çalışmada, Elbow grafiğinden elde edilen bilgiler ışığında, küme sayısı 5 olarak belirlenmiştir. Bu karar, grafiğdeki dirsek noktasının bulunduğu yer ile uyumludur ve optimum çözüm olarak değerlendirilmiştir. Küme sayısının 5 olarak belirlenmesi, hem verilerin kendi içindeki homojenliğini hem de gruplar arasındaki farklılıkları koruyarak daha anlamlı analizler yapılmasına olanak tanımaktadır. Bu sayede, her küme içerisindeki veriler ortak özelliklere sahip olacak ve kümeleme sonuçları daha doğru bir şekilde yorumlanabilecektir. Şekil 3'te Eleştirel düşünme ölçeğinde öğrencilerin vermiş olduğu cevaplara göre k=5 küme sayısının dağılımları görülmektedir.



Şekil 3. k=5 küme sayısına göre kümelerin dağılım bar grafiği.

Optimum küme sayısı tespitinden sonra k-Means algoritmasına veriler giriş olarak verilmiş ve sonuçlar alınmıştır. Tablo 3'te k=5 küme sayısına göre verilerin dağılımları görülmektedir. Bu grafikteki değerlere göre noktasal gösterim Şekil 4'te görülmektedir.



Şekil 4. k=5 küme sayısına göre dağılım sağlayan verilerin noktasal gösterimi.

Şekil 4'te k-Means kümeleme algoritması sonucunda belirlenen beş farklı öğrenci grubunun çok boyutlu eleştirel düşünme verilerinin iki boyutlu uzayda noktasal dağılımı sunulmaktadır. Kümeler arasındaki belirgin ayrışma, öğrencilerin eleştirel düşünme eğilimlerinin homojen olmadığını ve benzer bilişsel özelliklere göre gruplaştığını göstermektedir. Yoğunlaşma gösteren kümeler ortak düşünsel profilleri yansıtırken, bazı kümelerdeki dağınık yapılar marjinal ya da aykırı bireyleri işaret etmektedir. Bu dağılım, özellikle özgüven, planlama, öz motivasyon ve veri toplama gibi becerilerdeki farklılaşmayı

ortaya koyarak, bireyselleştirilmiş eğitim stratejilerine duyulan ihtiyacı vurgulamaktadır. Tablo 1’de ise sosyoekonomik duruma göre başarı durumu ele alınmıştır.

Tablo 1. *Sosyoekonomik Duruma Göre Başarı Durumu*

Soru	Ortalama sd	Soru Numarası	Ortalama Etkileme Yüzdesi (%)
Kendime güvenirim	1.39	41	2.22
Gerektiğinde esnek davranmasını bilirim	1.39	49	2.22
Kararlarımdan önce uygun verileri toplarım	1.40	35	2.24
Çalışmalarında kendi kendimi motive edebiliyorum	1.42	46	2.26
Herhangi bir işe başlamadan ya da karar vermeden önce nasıl yapacağımı düşünür ve planlarım	1.42	29	2.27

Tablo 1 incelendiğinde "Herhangi bir işe başlamadan ya da karar vermeden önce nasıl yapacağımı düşünür ve planlarım" (Soru 29) en yüksek ortalama etkilene yüzdesine (%2.27) sahiptir. Bu, öğrencilerin kümeler ayrılmasında en fazla değişkenlik gösteren soru olduğunu gösterir. Yani, bu soruya verilen yanıtlar, kümeler arasında belirgin farklılıklar yaratmaktadır. Analizi en çok etkileyen bir diğer soru "Çalışmalarında kendi kendimi motive edebiliyorum" (Soru 46) da %2.26 etkilene yüzdesi ile dikkat çekicidir. Bu, öğrencilerin öz motivasyon düzeylerinin küme ayrımında önemli bir faktör olduğunu göstermektedir. "Kararlarımdan önce uygun verileri toplarım" (Soru 35) %2.24 etkilene yüzdesiyle, öğrencilerin analitik düşünme ve veri toplama alışkanlıklarının kümeleri ayırmada etkili olduğunu gösteriyor. "Kendime güvenirim" (Soru 41) ve "Gerektiğinde esnek davranmasını bilirim" (Soru 49) da benzer etkilene yüzdelere sahip olup, öğrencilerin özgüvenleri ve adaptasyon yeteneklerinin küme ayrımında belirleyici rol oynadığını göstermektedir. Bu analiz, öğrencilerin eleştirel düşünme becerilerini belirleyen en kritik faktörleri ortaya koymaktadır. Eğitim süreçlerinde bu becerileri geliştirecek stratejilere odaklanmak, farklı küme profillerine göre özelleştirilmiş eğitim programları tasarlamak açısından önemli bilgiler sunabilir. Tablo 2’de öğrencilerin en az puanla cevap vermiş olduğu ilk 5 soru görülmektedir.

Tablo 2. *En düşük puanla cevaplanan ilk 5 soru*

Soru	Ortalama sd	Soru Numarası	Ortalama Etkileme Yüzdesi (%)
Herhangi bir şey hakkındaki düşüncelerimi açıkça ifade ederim	1.03	12	1.64
İlgilendiğim konu ile ilgili olmayan bilgilerin farkında olur ve onları ayıklarım	1.03	24	1.64
Problemin çözümü için birden fazla farklı çözüm yolu önerebilirim	1.06	17	1.69
Herhangi bir konuda ihtiyacım olan bilgiye nasıl ulaşacağımı bilirim	1.12	20	1.78
Herhangi bir konuda çalışma yaparken karşıma çıkan belirsizlikleri gidermeye çalışırım	1.14	9	1.81

Tablo 2 incelendiğinde belirli soruların kümeler arasındaki ayrımı belirlemede düşük etkiye sahip olduğu tespit edilmiştir. Bu durum, öğrencilerin bu sorulara verdikleri yanıtların genellikle benzer olduğunu ve bu soruların gruplar arasındaki farklılıkları ortaya çıkarmada sınırlı bir rol oynadığını göstermektedir. Özellikle, "Herhangi bir şey hakkındaki düşüncelerimi açıkça ifade edebilirim" ve "İlgilendiğim konu ile ilgili olmayan bilgileri ayırt edebilirim" gibi soruların düşük varyans değerlerine sahip olması, öğrencilerin bu konularda benzer algılara sahip olduğunu ve bu soruların kümeleme analizinde gruplar arasındaki farklılıkları belirlemede sınırlı bir katkı sağladığını göstermektedir.

4. Tartışma

Bu çalışmada, üniversite öğrencilerinin eleştirel düşünme eğilimlerini k-Means kümeleme algoritması ve Elbow yöntemiyle analiz ederek, öğrenci profillerinin çok boyutlu bir yapıda nasıl kümelendiği gösterilmiştir. Kümelenmiş sonuçlar, öğrencilerin eleştirel düşünme becerilerinin belirgin şekilde farklılaştığını ve bu farklılıkların eğitim stratejilerinin özelleştirilmesinde ne kadar değerli bilgiler sunduğunu ortaya koymaktadır. k-Means algoritması ile elde edilen kümeleme sonuçları detaylı bir şekilde analiz edilmiştir. Her bir kümenin özellikleri, eleştirel düşünme eğilimlerinin alt boyutları ile ilişkilendirilmiş ve sonuçlar yorumlanmıştır. Elde edilen bulgular, öğrencilerin eleştirel düşünme eğilimlerini anlamada önemli çıkarımlar sağlamış ve bu sonuçlar literatürdeki benzer çalışmalarla karşılaştırılarak tartışılmıştır. Katılımcıların 49 soruya vermiş olduğu yanıtlar dikkate alınarak test yapılmış ve makine öğrenmesi çalışmaları ile çok daha hızlı bir şekilde analiz yapıldığı görülmektedir.

Üniversite öğrencilerinin eleştirel düşünme eğilimleri, k-Means kümeleme algoritması ve Elbow yöntemi ile analiz edilmiştir. Elde edilen sonuçlar, öğrencilerin eleştirel düşünme profillerinin homojen bir şekilde dağılmadığını, belirli özellik kümelerinde yoğunlaştığını ve bazı bireylerin ise aykırı değerlere sahip olabileceğini göstermektedir. K=5 olarak belirlenen optimum küme sayısına göre yapılan analizler, öğrencilerin benzer düşünme ve değerlendirme özelliklerine sahip gruplar halinde kümelendiğini açıkça ortaya koymuştur. Özellikle Küme 0 ve Küme 3 gibi sayıca büyük kümeler, ortak düşünsel özelliklere sahip geniş öğrenci gruplarını temsil ederken; Küme 4 gibi küçük kümeler, marjinal ya da aykırı değerlere sahip bireyleri yansıtmaktadır. Bu sonuçlar, eleştirel düşünme becerilerinin bireyler arasında belirgin farklılıklar gösterdiğini ve öğrencilerin bu becerilere sahip olma düzeylerinin çeşitli faktörlerden etkilendiğini ortaya koymaktadır. Literatürde Semerci (2016), Demircioğlu (2012) ve Döner & Demir (2022) gibi çalışmalar, eleştirel düşünmenin çok boyutlu bir yapı taşıdığını ve bireylerin bu boyutlara farklı düzeylerde sahip olabileceğini ifade etmektedir. "Herhangi bir işe başlamadan ya da karar vermeden önce nasıl yapacağımı düşünür ve planlarım" gibi yüksek etkiye sahip sorular, öğrenciler arasındaki eleştirel düşünme farklılıklarını anlamada önemli göstergeler sağlamıştır. Buna karşılık, "Herhangi bir şey hakkındaki düşüncelerimi açıkça ifade ederim" gibi düşük varyansa sahip sorular, öğrencilerin genel olarak benzer görüşlere sahip olduğunu ve bu tür maddelerin küme ayrımında sınırlı rol oynadığını göstermektedir. Bu tür soruların gelecekteki ölçme araçlarında yeniden yapılandırılması veya ağırlıklandırılması gerekebilir. Kümeleme sonucunda elde edilen profiller, sadece akademik değil, aynı zamanda pedagojik açıdan da değerlidir. Elde edilen kümelere göre öğrenciler, bireysel öğrenme yaklaşımlarına göre gruplandırılabilir ve bu gruplara özgü eğitim stratejileri geliştirilebilir. Özellikle büyük kümeler için grup odaklı, işbirlikçi öğrenme modelleri uygulanabilirken; küçük ya da aykırı

kümeler için bireysel destek programları ve mentorluk gibi yaklaşımlar daha etkili olabilir. Kayalı ve Savaş (2024) ile Ahmad vd. (2019) tarafından yapılan benzer çalışmalar, makine öğrenmesi algoritmaları ile elde edilen grupların eğitsel karar süreçlerine entegre edilmesinin öğrenme verimliliğini artırdığını göstermektedir.

5. Sonuç

Bu çalışmanın bulguları, eğitimcilerin öğrenci farklılıklarını daha iyi anlamalarına ve bu farklılıklara uygun eğitim ortamları tasarlamalarına katkı sunabilir. Özellikle kümeler arasındaki farklılıklar, kişiselleştirilmiş eğitim stratejilerinin gerekliliğini bir kez daha ortaya koymaktadır. Eleştirel düşünme gibi bilişsel becerilerin sadece bireysel değil, yapısal olarak da modellenabilir olduğu gösterilmiştir. Makine öğrenmesi destekli bu yaklaşım, eğitim araştırmalarında niteliksel değerlendirmelere alternatif olarak sayısal ve model temelli bir perspektif sunmaktadır. Gelecek çalışmalarda, bu analizlerin zamana bağlı değişimleri içerecek şekilde boylamsal olarak genişletilmesi ve kümelerin akademik performans, sosyoekonomik durum gibi değişkenlerle ilişkilendirilerek daha kapsamlı sonuçlara ulaşılması önerilmektedir. Eğitimde yapay zeka destekli analizlerin kullanımı, öğretmenlerin öğrenciler hakkında daha derinlemesine bilgi edinmelerine olanak tanırken, aynı zamanda eğitim stratejilerinin daha verimli hale getirilmesini sağlamaktadır. Sonuç olarak, eleştirel düşünme eğilimlerinin yalnızca bireysel değil, aynı zamanda yapılandırılmış bir şekilde modellenebilir olması, eğitim araştırmalarına yeni bir bakış açısı kazandırmıştır. Gelecek çalışmalarda, kümelerin zamanla değişimini ve diğer sosyoekonomik ya da akademik değişkenlerle olan ilişkisini inceleyerek daha kapsamlı sonuçlar elde edebiliriz. Bu da eğitim ortamlarında daha etkili müdahaleler tasarlamaya katkı sağlayacaktır.

Teşekkür

Yazarlar, *International Journal of Pure and Applied Sciences* dergisinin hakemlerine ve dergi kurullarına teşekkür eder.

Çıkar Çatışması

Yazarlar bu makaleyle ilgili herhangi bir çıkar çatışması olmadığını bildirir.

Araştırma ve Yayın Etiği Beyanı

Etik Kurul İzin Bilgisi: Bu araştırma, Bitlis Eren Üniversitesi Sosyal ve Beşeri Bilimsel Araştırma ve Yayın Etik Kurulu 2024/03-11 tarihli ve E.6338 sayılı kararı ile alınan izinle yürütülmüştür. Yazar(lar) bu çalışmanın araştırma ve yayın etiğine uygun olduğunu beyan eder.

Kaynaklar

- [1] Emir, S. (2012). Eğitim fakültesi öğrencilerinin eleştirel düşünme eğilimleri. *HAYEF Journal of Education*, 9(1), 34-57.
- [2] Ertay Kılıç, H., Kılıç, H. E., & Şen, A. İ. (2014). UF/EMI Eleştirel Düşünme Eğilimi Ölçeğini Türkçeye Uyarlama Çalışması. *Eğitim ve Bilim*, 39(176). <https://doi.org/10.15390/EB.2014.3632>
- [3] Tunçer, E., & Sapancı, A. (2021). Ortaokul Matematik Öğretmenlerinin Eleştirel Düşünme Eğilim ve Uygulama Algıları Arasındaki İlişki. *Asian Journal of Instruction (E-AJI)*, 9(2), 2.

<https://doi.org/10.47215/aji.1000040>

- [4] Basmaz, I., & Kutlu, Ö. (2021). Eleştirel düşünme eğilimlerinin okuduğunu anlama, öğrenci, aile ve ev ortamı değişkenleri bağlamında incelenmesi. *Dijital Ölçme ve Değerlendirme Araştırmaları Dergisi*, 1(2), 100-118.
- [5] Çetin, H., & Sezgin, E. (2012). Eğitim fakültesi öğrencilerinin enformatik bilgi düzeylerinin k-Means algoritması ile gruplandırılması. *Education Sciences*, 7(1), <https://doi.org/10.12739/10.12739>
- [6] Özbay, Ö., & Ersoy, H. (2017). Öğrenme Yönetim Sistemi Üzerindeki Öğrenci Hareketliliğinin Veri Madenciliği Yöntemleriyle Analizi. *Gazi Üniversitesi Gazi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 37(2), 2.
- [7] Erdoğan, P., Çolak, B., & Durdağ, Z. (2016). K-Means Algoritması İle Otomatik Kümeleme. *El-Cezeri*, 3(2), 2. <https://doi.org/10.31202/ecjse.264195>
- [8] Kayalı, S., & Savaş, S. (2024). Öğrencilerin Akademik Performanslarını Makine Öğrenmesi Teknikleriyle Değerlendiren Çalışmaların İncelenmesi. *Gazi Journal of Engineering Sciences*, 10(3), 3.
- [9] Mohamed Nafuri, A. F., Sani, N. S., Zainudin, N. F. A., Rahman, A. H. A., & Aliff, M. (2022). Clustering Analysis for Classifying Student Academic Performance in Higher Education. *Applied Sciences*, 12(19), 19. <https://doi.org/10.3390/app12199467>
- [10] Mulnix, J. W. (2012). Thinking Critically about Critical Thinking. *Educational Philosophy and Theory*, 44(5), 464-479. <https://doi.org/10.1111/j.1469-5812.2010.00673>.
- [11] Renaud, R. D., & Murray, H. G. (2008). A comparison of a subject-specific and a general measure of critical thinking. *Thinking Skills and Creativity*, 3(2), 85-93. <https://doi.org/10.1016/j.tsc.2008.03.005>
- [12] Memduhoğlu, H. B., & Keleş, E. (2016). Öğretmen adaylarının eleştirel düşünme eğilimleri ve problem çözme becerileri arasındaki ilişkinin incelenmesi. *Eğitim Bilimleri Araştırmaları Dergisi*, 6(2), 2.
- [13] Kiliçaslan, E. A., & İskenderoğlu, T. A. (2023). Examining pre-service elementary mathematics teachers' views regarding critical thinking and doing mathematical proof. *JRAMathEdu (Journal of Research and Advances in Mathematics Education)*, 87-99. <https://doi.org/10.23917/jramathedu.v8i2.1402>
- [14] Demircioğlu, E. (2012). *Eleştirel düşünme eğilimi ölçeği'nin uyarlama çalışması ve faktör yapısının farklı değişkenlere göre incelenmesi*, [Yayınlanmamış yüksek lisans tezi]. Abant İzzet Baysal Üniversitesi.
- [15] Semerci, N. (2016). Eleştirel Düşünme Eğilimi (EDE) Ölçeğinin geliştirilmesi: Geçerlik ve güvenilirlik revize çalışması. *Turkish Studies*, 11(9), 725-740.
- [16] Döner, Y., & Demir, S. (2022). Ortaokul Öğrencileri İçin Eleştirel Düşünme Eğilimi Ölçeği'nin Geliştirilmesi: Geçerlik ve Güvenirlik Çalışması. *Pamukkale Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*(54), 99-129. <https://doi.org/10.9779/pauefd.823427>
- [17] Kilmen, S., & Demircioğlu, E. (2024). Eleştirel Düşünme Eğilimi Ölçeğinin Türkçe'ye Uyarlanması. *The Journal of Academic Social Science Studies*, 8(27), 27. <https://doi.org/10.9761/JASSS2434>

- [18] Ahmad, N. B., Alias, U. F., Mohamad, N., & Yusof, N. (2019). Principal Component Analysis and Self-Organizing Map Clustering for Student Browsing Behaviour Analysis. *Procedia Computer Science*, 163, 550-559. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.12.137>
- [19] Yıldız, M., & Börekci, C. (2020). Predicting Academic Achievement with Machine Learning Algorithms. *Journal of Educational Technology and Online Learning*, 3(3), 3. <https://doi.org/10.31681/jetol.773206>
- [20] Güner, G. (2025, Şubat 2). Machine Learning #4—Gözetimsiz Öğrenme, Kümeleme, K-Means Algoritması, Boyut Azaltma, Temel Bileşenler Analizi. *Medium* <https://gokerguner.medium.com/machine-learning>
- [21] Bakan, Z., & Kanbay, F. (2024). Makine öğrenmesi yöntemleri ile eğitim başarısına etki eden faktörlerin modellenmesi. *İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 23(45), 45. <https://doi.org/10.55071/ticaretfb.1442084>
- [22] Jolliffe, I. T., & Cadima, J. (2016). Principal component analysis: A review and recent developments. *Phil. Trans. R. Soc.*, 374(2065). <https://royalsocietypublishing.org/doi/full/10.1098/rsta.2015.0202>
- [23] 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).
- [24] Özarpacı, S., Kılıç, B., Bayrak, O. C., Özdemir, A., Yılmaz, Y., & Floyd, M. (2023). Comparative analysis of the optimum cluster number determination algorithms in clustering GPS velocities. *Geophysical Journal International*, 232(1), 70-80.
- [25] Bulut, Y. (2023). Denetimsiz Öğrenme: Kümeleme Analizi ile OECD Ülkelerinde Özgürlük. *International Journal of Educational and Social Sciences*, 2(2). <https://doi.org/10.5281/zenodo.10429529>
- [26] Aslanyürek, M., & Mesut, A. (2021). Kümeleme performansını ölçmek için yeni bir yöntem ve metin kümeleme için değerlendirmesi. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (27), 53-65.
- [27] Kayahan, S., Günel, K., & Nuriyev, U. (2022). Eğitim İçerikleri için Sezgisel Metin Bölütlemeye Dayalı Çoklu Etiketleme Stratejisi: MEB Sanat Tarihi Kitabı için Bir Durum Çalışması. *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, 15(2), 139-148
- [28] Geeksforgeeks. (2025). *Elbow Method for optimal value of k in KMeans*. GeeksforGeeks. <https://www.geeksforgeeks.org/elbow-method-for-optimal-value-of-k-in-kmeans/>