

Citation:Can, Ş. 2024. Tüketicilerin Çevrim İçi Yemek Siparişi Memnuniyetinin Veri Madenciliği Algoritmalarıyla Sınıflandırılması ve Performanslarının Karşılaştırılması. *International Review of Economics and Management*, 12(2), 160-179.Doi: <http://dx.doi.org/10.18825/iremjournal.1478562>

## TÜKETİCİLERİN ÇEVİRİM İÇİ YEMEK SİPARİŞİ MEMNUNİYETİNİN VERİ MADENCİLİĞİ ALGORİTMALARIYLA SINIFLANDIRILMASI VE PERFORMANSLARININ KARŞILAŞTIRILMASI

Şengül CAN<sup>1</sup>

Başvuru Tarihi: 04 / 05 / 2024–Kabul Tarihi: 09 / 12/ 2024

### Öz

Veri madenciliği tekniklerinden olan sınıflandırma algoritmaları sağlık, finans, telekomünikasyon, sigorta, pazarlama ve eğitim gibi pek çok alanda kullanılmaktadır. Bu çalışma ile sınıflandırma algoritmalarından naive bayes ile yapay sinir ağı algoritmalarından multilayerperceptron algoritmaları kullanılarak sınıflandırma yapılmıştır. Yapılan literatür incelemesinde genellikle sınıflandırma algoritmalarının kendi içlerinde performans kıyaslaması yapıldığı görülmüştür. Sınıflandırma için online yemek siparişi veri seti kullanılmıştır. Veri seti 9 demografik nitelik içeren 388 adet veriden oluşmaktadır. Naive Bayes ile yapılan demografik sınıflandırma sonuçlarına göre online yemek siparişi olumlu geribildirim tahmin oranlarının kadın, bekar, öğrenci, herhangi bir düzenli geliri olmayan ve siparişi zamanında teslim edilen özelliğe sahip bireylerde daha yüksek olduğu görülmüştür. Algoritma sınıflandırma performansları incelendiğinde Naive Bayes algoritması 388 verinin 323'ünü (%83,24) doğru sınıflandırırken, Multilayer Perceptron algoritması ise 388 verinin 329'unu (%84,79) doğru sınıflandırdığı görülmüştür. Algoritmaların hata oranlarında da multilayerperceptron algoritmasının daha düşük hata oranlarına sahip olduğu görülmüştür. Elde edilen bulgular sınıflandırma uygulamalarında yapay sinir ağı temelli algoritmaların da başarılı sonuçlar verdiği yönündedir.

**Anahtar Kelimeler:** Veri madenciliği, sınıflandırma, naive bayes, multilayerperceptron

**Jel Sınıflandırması:** C55, C38, C45

**Makale Türü:** Araştırma Makalesi

<sup>1</sup>Öğr.Gör. Dr., Manisa Celal Bayar Üniversitesi, [sengul.can@cbu.edu.tr](mailto:sengul.can@cbu.edu.tr),  <https://orcid.org/0000-0003-4022-0393>

# CLASSIFICATION OF CONSUMERS' ONLINE FOOD ORDERING SATISFACTION WITH DATA MINING ALGORITHMS AND COMPARISON OF THEIR PERFORMANCE

## Abstract

Classification algorithms, one of the data mining techniques, are used in many fields such as health, finance, telecommunications, insurance, marketing and education. In this study, naive bayes, one of the classification algorithms, and multilayer perceptron algorithms, one of the artificial neural network algorithms, were used for classification. In the literature review, it was observed that classification algorithms are generally compared in terms of their performance. Online food ordering dataset was used for classification. The dataset consisted of 388 data with 9 demographic attributes. According to the results of demographic classification with naive bayes, it was seen that the prediction rates of positive feedback for online food ordering are higher for individuals who are female, single, student, do not have any regular income and whose order is delivered on time. When the algorithm classification performances were analyzed, it was seen that the Naive Bayes algorithm correctly classified 323 out of 388 data (83.24%), while the Multilayer Perceptron algorithm correctly classified 329 out of 388 data (84.79%). The error rates of the algorithms also showed that the multilayer perceptron algorithm had lower error rates. The findings obtained indicate that artificial neural network based algorithms also provide successful results in classification applications.

**Keywords:** Data mining, classification, naive bayes, multilayer perceptron

**Jel Classification:** C55, C38, C45

**ArticleType:** Research Article

---

## I. GİRİŞ

Tek başına bir anlam ifade etmeyen dijital veriler ancak bilgiye dönüştüklerinde anlam kazanırlar. Dolayısıyla bu veriler, belirli bir amaca yönelik olarak işlendiğinde veriler anlamlı hale gelmektedir. Geçmişte yaşanmış olaylarda gizli kalmış bilgileri keşfederek, ileriye yönelik modeller öngörmek ve gerekli tedbirleri almak muhtemel kayıpların da önüne geçilebilmesine imkân sağlayacaktır. Ham veri topluluğundan anlamlı bilgi çıkarımı süreci de veri madenciliği teknikleriyle gerçekleştirilebilmektedir. Büyük miktarda veriden bilgi çıkarımının insan yeteneklerini aşması nedeniyle veri madenciliği teknikleri işletmeler için de oldukça önemli hale gelmiştir (Savaş, Topaloğlu ve Yılmaz, 2012: 2).

Günümüzde bilgi teknolojilerinde yaşanan gelişmeler işletmeler, tüketiciler ve pazar yapısında önemli değişikliklere yol açmıştır. İnternetin yaygınlaşmasıyla işletmeler arası bilgi sistemleri, elektronik ticaretin gelişmesi ve elektronik pazaryeri oluşumları yeni iş uygulama yöntemlerinin gelişmesine imkân sağlamıştır. Oluşan yeni iş modellerinden bazıları müşterileriyle doğrudan iletişime geçerek aracıları ortadan kaldırmış, bazı yeni uygulamalar ise internet kanalıyla yeni aracıları da beraberinde getirmiştir (Tomaş, 2014: 30).

Bilgi teknolojilerinin internet kanalını kullanarak hayatımıza dahil ettiği araçlardan biri de çevrim içi yemek siparişi web sayfalarıdır. Çevrim içi yemek siparişi sektörü hem tüketiciler hem de işletmeler için giderek daha popüler hale gelmektedir. Tüketiciler hızlı ve pratik olması nedeniyle, restoranlar ise daha fazla gelir elde etmek için çevrim içi yemek siparişi sektörünü desteklemektedir (Kimes, 2011: 6).

Türkiye İstatistik Kurumu 2023 yılı “Hanehalkı Bilişim Teknolojileri Kullanım Araştırması”na göre evden internet erişimi olan hane sayısı %95.5 olurken 16-74 yaş grubunda internet kullanım oranı %87.1 olmuştur. Ayrıca erkeklerde internet kullanım oranı %90.9 olurken bu oranın kadınlarda %83.3 olduğu görülmüştür (TUIK, 2023).

Küresel ekonomiler; tüketici alışkanlıkları, satın alma niyeti ve tercihleri üzerinde belirleyici olmaktadır. Teknoloji ve internet kullanımının tüm dünyada yaygınlaşması bölgesel sınırları da ortadan kaldırmaktadır. Tüm dünyada e-ticaret uygulamaları ve çevrim içi yemek siparişi giderek yaygınlaşmakta ve farklı tüketici grupları tarafından tercih edilir hale gelmektedir. Bu çalışma ile çevrim içi yemek siparişi veren ve farklı demografik gruplarda yer alan tüketicilerin farklı veri madenciliği algoritmalarıyla sınıflandırmaları yapılarak, sınıflandırma için kullanılan algoritmaların performanslarının karşılaştırılması hedeflenmiştir. Yapılan literatür incelemesinde genellikle sınıflandırma algoritmalarından

Naive Bayes'in sıklıkla kullanıldığı ve sınıflandırma algoritmalarının kendi içlerinde kıyaslandığı ancak Yapay Sinir Ağı temelli sınıflandırma algoritmalarıyla kıyaslanmadığı görülmüştür. Bu nedenle çalışma yöntemi olarak Naive Bayes ve Multilayer Perceptron algoritmasının kullanılmasına karar verilmiştir. Literatürde sınıflandırma temelli Naive Bayes algoritması ve Yapay Sinir ağı temelli Multilayer Perceptron algoritmalarının performanslarının karşılaştırdığı bir çalışma ile karşılaşılmamıştır. Bu bağlamda çalışmanın amacı; klasik bir sınıflandırma algoritmasının Yapay Sinir Ağı temelli bir sınıflandırma algoritmasıyla performans karşılaştırmasına tabii tutulmasıdır. Bu nedenle çalışmanın veri madenciliği alanında sınıflandırma algoritmalarının tercihinde bir yol gösterici olacağı düşünülmektedir.

## II. LİTERATÜR İNCELEMESİ

Anamisa vd. (2024) çalışmasında çocukların beslenme dengelerini araştırmak için Naive Bayes ve Destek Vektör makinesi algoritmalarını kullandıkları görülmüştür. Algoritma performansları kontrol edildiğinde Destek Vektör makinesi algoritmasının daha iyi sonuç vermiştir. Arslan Tuncer vd. (2024) çalışmasında, uyku apnesi verilerinin sınıflandırılması için Yapay Sinir Ağı, Destek Vektör Makineleri, K-En Yakın Komşu ve Naive Bayes yöntemleriyle sınıflandırma yapılmıştır. Elde edilen çıktılarda en başarılı sonuç Yapay Sinir Ağı algoritmasına aittir. Arslan ve Aygün (2021) çalışmasında Covid-19 semptomlarını farklı algoritmalarla sınıflandırarak performans karşılaştırması yapılmıştır. Elde edilen sonuçlara göre Yapay Sinir Ağları; Naive Bayes, Destek Vektör Makineleri, K-En Yakın Komşu, Rastgele Orman ve Ada Boos algoritmalarından daha başarılı sonuç vermiştir. Cihan ve Ceylan (2021) çalışmasında hiperspektral görüntüleme verilerini farklı algoritmalarla sınıflandırarak performans karşılaştırması yapılmıştır. Elde edilen sonuçlara göre Lineer Diskriminant Analizi, Naive Bayes ve Destek Vektör Makinesi algoritmalarından daha iyi sonuç vermiştir. Demir ve Yaman (2024) çalışmasında, su altı görsellerinin sınıflandırılması için çeşitli algoritma performansları karşılaştırılmıştır. Kullanılan algoritmalar içerisinde en iyi sonucu K-En Yakın Komşu algoritması vermiştir. İnan (2024) çalışmasında otel müşteri yorumlarını farklı algoritmalarla sınıflandırmıştır. Algoritmaların performansları karşılaştırıldığında Lojistik Regresyon modelinin en başarılı sınıflandırmayı yaptığı görülmüştür. Günay ve Ensari (2018) çalışmasında eeg verilerini K-En Yakın Komşu ve Naive Bayes algoritmalarıyla sınıflandırılmıştır. Elde edilen sonuçlara göre K-En Yakın Komşu algoritması daha başarılı sonuçlar vermiştir. Rachmawati ve Miasary (2024) çalışmasında öğrenme zorluğu çeken öğrenciler için alınacak önlemlere yönelik C5.0 ve

Naive Bayes algoritmaları karşılaştırılmıştır. Algoritma performansları karşılaştırıldığında C5.0 algoritması daha iyi sonuç vermiştir. Demir ve Şahin (2022) çalışmasında zemin sınıflandırması için farklı eğitim verilerinin sınıflandırılma performanslarını karşılaştırmışlardır. Elde edilen sonuçlara göre Destek Vektör Makinesi algoritması, Naive Bayes ve Rasgele Orman algoritmalarından daha başarılı sonuç vermiştir.

Ashari vd. (2013) çalışmasında, enerji simülasyonları için bir alternatif oluşturmak amacıyla sınıflandırma algoritmalarını kullanmıştır. Algoritmaların performansları karşılaştırıldığında en hızlı algoritmanın Karar Ağacı ancak en başarılı performansın Naive Bayes algoritmasında olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Bozuyula (2021) çalışmasında sahte sosyal medya haberlerinin sınıflandırılması için farklı algoritmaları karşılaştırmıştır. Algoritmaların performansları karşılaştırıldığında en iyi performans Naive Bayes algoritmasının verdiği sonucuna ulaşılmıştır. Budiman vd. (2024) çalışmasında spam e-postaların sınıflandırılması için Naive Bayes ve Destek Vektör Makinesi algoritmaları kullanılmıştır. Algoritma performansları karşılaştırıldığında Naive Bayes algoritmasının daha iyi performans gösterdiği gözlemlenmiştir. Cahyono vd. (2024) çalışmasında Covid-19 ile ilgili çıkan sahte haberlerin sınıflandırılması için Naive Bayes ve farklı algoritmaların performansları karşılaştırılmıştır. Elde edilen sonuçlara göre Naive Bayes en iyi sınıflandırma performansını göstermiştir. Nakhipova vd. (2024) çalışması incelendiğinde öğrenme süreçlerinin değerlendirilerek öğrenme çıktılarının iyileştirilmesi için Naive Bayes ve diğer sınıflandırma algoritmalarının performansı karşılaştırılmıştır. En iyi performans gösteren algoritmanın Naive Bayes olduğu sonucu elde edilmiştir. Rasjid ve Setiawan (2017) çalışmasında, metin sınıflandırması için K-En Yakın Komşu ve Naive Bayes algoritması karşılaştırılmıştır. Elde edilen sonuçlara göre Naive Bayes algoritması daha iyi sonuç vermiştir. Zulkarnain vd. (2024) çalışmasında Netflix oylamalarının sınıflandırılması için K-En Yakın Komşu, Naive Bayes ve Karar Ağacı algoritmaları kullanılmıştır. Elde edilen karşılaştırma sonuçlarına göre Naive Bayes algoritmasının daha başarılı sonuçlar verdiği görülmüştür.

Veri madenciliği sınıflandırma algoritmalarının performanslarının karşılaştırılmasında kullanılan teknikler incelendiğinde çalışmaların iki farklı gruba ayrıldığı görülmektedir. Buna göre sınıflandırma algoritmaları kendi içlerinde performans analizine tabii tutulduğunda Naive Bayes başarılı sonuçlar vermektedir. Ancak Yapay Sinir Ağı temelli algoritmalar kıyaslandığında algoritması diğer sınıflandırma algoritmalarından daha başarılı sonuçlar vermiştir.

### III. VERİ MADENCİLİĞİ SINIFLANDIRMA ALGORİTMALARI

Günümüzde farklı cihaz, uygulama veya kullanıcılar değişik formlarda ve büyük miktarda veri üreterek; ihtiyaç duydukları anda bu verilere hızlıca ulaşabilmektedirler. Verinin depolanması veya veriye ulaşabilmek kadar anlamlı bilgi de oldukça kıymetlidir. Veri madenciliği; makine öğrenmesi, istatistik, olasılık teorisi, örüntü tanıma ve veri görselleştirme gibi farklı teknikleri birlikte kullanan multidisipliner bir çalışma alanıdır. Temelinde istatistik tekniklerden de faydalanan veri madenciliği teknikleri hipotez kurma aşamasında istatistik biliminden ayrılmaktadır. Veri madenciliği tekniklerinde herhangi bir hipoteze gerek duyulmadığı gibi analiz sonucunda herhangi bir kabul veya red durumu da söz konusu olmamaktadır. Veri madenciliği büyük miktardaki veriyi inceleyerek anlamlı örüntüler bulma işlemidir (Güldal ve Çakıcı, 2017: 1356).

Veri madenciliği temelinde bilgisayar destekli bir çözümleme işlemidir. Eldeki büyük miktarda veriden; net olmayan, önceden bilinmeyen ama kullanma potansiyeli olan kullanışlı bilginin elde edilmesidir. Bu tekniklerin bütünü; kümeleme, sapmaların tespit edilmesi, verinin özetlenmesi gibi farklı yaklaşımlar içermektedir. Diğer bir ifadeyle veri madenciliği yöntemleri; veri seti içerisindeki örüntülerin, ilişkilerin, kuralların, değişimlerin ve istatistik açıdan önem arz eden yapıların keşfedilmesine imkân sunmaktadır. Mantıksal kurallar çerçevesinde veya görsel bir sunum oluşturulabilecek nitel modellerin çıkartılması veri madenciliği tekniklerinin temel amacını oluşturmaktadır (Kocabaş Akay vd., 2024: 36).

Veri madenciliği tekniklerinin uygulanmasındaki temel motivasyon kaynağı bilimsel ve ticari sorunlara yanıt aramaktır. Geleneksel anlamda veri madenciliği başka bir amaç için toplanan verileri kullanarak ikinci bir analiz yapmaktadır. Örneğin market verilerinde, kesilen faturalar müşterinin ödeyeceği tutarı hesaplamak için kullanılırken saklanan veriler daha sonra müşteri satın alma alışkanlıkları ve pazarlama stratejileriyle ilgili faydalı bilgi sağlamaktadır. Veri madenciliği teknikleri günümüzde finans, pazarlama, sigortacılık, mühendislik, eğitim, sağlık gibi pek çok alanda kullanılmaktadır (Bramer, 2007).

#### Veri Madenciliği Teknikleri

Veri madenciliği tekniklerinin uygulanması aşamasında tanımlayıcı ve tahminleyici olacak şekilde iki temel modele ayrılmaktadır. Sınıflandırma, regresyon, zaman serisi analizi vb. tahminleyici modeller içerisinde yer alırken; kümeleme ve birliktelik kuralları gibi algoritmalar ise tanımlayıcı modeller içerisinde yer almaktadır. Tahminleyici modeller farklı verilerden elde edilmiş sonuçları ve tarihsel verileri kullanarak gelecek tahmini yaparken,

tanımlayıcı modeller veri içerisinde yer alan kalıpları ve ilişkileri ortaya çıkarmaktadır. Tanımlayıcı modellerde yeni bir veri tahmin etmekten ziyade incelenen verinin özelliklerine odaklanılmaktadır (Eren, 2024: 190).

Veri madenciliği tekniklerinin temel olarak (Albayrak ve Yılmaz, 2009: 38):

- Sınıflandırma ve Regresyon Analizleri
- Kümeleme Analizleri
- Birliktelik Kuralları ve Ardışık Zamanlı Örüntü Analizleri

şeklinde sınıflandırılabilir (Albayrak ve Yılmaz, 2009: 38).

### **Sınıflandırma**

Veri madenciliği alanında literatürde sıklıkla uygulaması görülen bir teknik olan sınıflandırma algoritmaları, mevcut veriden faydalanarak sınıfı belirsiz olan verilerin sınıflandırılması için kullanılmaktadır. Sınıflandırma yöntemi iki aşamadan meydana gelmektedir. İlk adımda tahmin için kullanılacak bir model oluşturulmakta, ikinci adımda ise oluşturulan model belirsiz sınıflı veriler üzerinde kullanılarak sınıflara ait tahminler yapılmaktadır. En yaygın kullanılan sınıflandırma yöntemleri içerisinde; Genetik Algoritmalar, K-en Yakın Komşu algoritması, Bellek Tabanlı Algoritmalar, Naive Bayes Algoritması, Lojistik Regresyon ve Karar Ağacı algoritmaları yer almaktadır (Albayrak ve Yılmaz, 2009: 38).

Sınıflandırma algoritmaları, sınıfları bilinen bir veri seti kullanılarak başlamaktadır. Örneğin kredi başvuruları için belirli bir süre boyunca gözlemlenmiş veriler kullanılarak kredi riskinin tahmin edildiği bir model geliştirilebilir. Sınıflandırma algoritması tahmin edicilerin değerleri ile hedef değerler arasındaki ilişkileri ortaya çıkarmaktadır. Bu ilişkilerin tanımlanmasında farklı sınıflandırma algoritmaları, ilişkileri bulmak için farklı teknikler kullanılmaktadır. Bu ilişkiler bir modelde özetlenerek, ilişkilerin bilinmediği farklı bir veri seti üzerinde uygulanabilir. Sınıflandırma algoritmaları; müşteri segmentasyonu, iş modellemesi, pazarlama, kredi analizleri ve ilaç etki modellemesi için pek çok farklı alanda kullanılmaktadır (Kesavaraj ve Sukumaran, 2013: 1).

### **Naive Bayes Algoritması**

Olasılıksal bir sınıflandırma yöntemi olan Naive Bayes algoritması, eldeki veri setinin mevcut sınıflardan herhangi birinde yer alma olasılığını hesaplayan bir tekniktir (Arpacı ve Kalıpsız, 2018: 2). Naive Bayes sınıflandırma algoritması temeli Bayes teoremine dayanan basit, olasılık temelli bir sınıflandırma tekniğidir. Teknik olarak basit bir mantığa sahip olan Naive Bayes algoritması, modelleme yapmak için oldukça güçlüdür. Bu nedenle en çok tercih edilen sınıflandırma ve tahmin algoritmaları içerisinde yer almaktadır (Harman, 2021:11). Naive Bayes sınıflandırma algoritması Bayes teoremini güçlü bağımsızlık varsayımlarıyla uygulamaya dayanan basit bir olasılıksal sınıflandırıcıdır. Naive Bayes algoritması pratik öğrenme algoritmaları sağlayarak mevcut sınıflarla gözlemlenen verileri birleştirmektedir (Krishnaiah vd., 2014: 70).

### **Multilayer Perceptron (MLP) Algoritması**

MLP algoritması pek çok disiplinde araştırma için tercih edilen bir yapay sinir ağı türüdür. MLP algoritmasının mimarisinde giriş katmanı, bir ya da daha fazla gizli katman ve bir çıkış katmanı bulunmaktadır. Her katmanda bulunan düğümlerden ilk katmandakiler girdileri ağırlıklandırarak eş zamanlı ikinci katmana göndermektedir. Her bir düğüm önceki katmanın çıktılarını girdi olarak kullanmakta ve bir aktivasyon oluşturmaktadır (Gunata vd, 2022: 174).

MLP yöntemi günümüzde çok farklı problem çözümlerinde kullanılmakta ve sınıflandırma alanında etkili sonuçlar vermektedir (Yılmaz, Yavuz ve Erkmen, 2013: 2).

### **Weka Veri Madenciliği Aracı**

Weka (Waikato Bilgi Analizi Ortamı) Java ile yazılmış, Yeni Zelanda'daki Waikato Üniversitesi'nde geliştirilen ve oldukça yaygın biçimde kullanılan bir makine öğrenimi yazılım paketidir. Weka, veri analizi ve tahmin modelleri için görselleştirme araçlarının rahatça kullanılabileceği bir grafik kullanıcı arayüzü içermektedir. Weka programında veri madenciliği ve makine öğrenmesi için pek çok farklı algoritma bulunmaktadır. Weka açık kaynak kodlu ve ücretsiz olarak kullanılabilir (Singhal ve Jena, 2013: 251).

## **IV. E-TİCARET DÜNYASINDA ONLINE YEMEK SİPARİŞİNİN YERİ**

İnternet kullanımının yaygınlaşması, yemek siparişi aracı sayısındaki artış, hijyen ihtiyacının artması, uzaktan çalışmanın yaygınlaşması ve sağlıklı beslenme eğilimlerinde yaşanan artış tüketim kalıplarını büyük ölçüde değiştirmiştir. Tüketici bilincindeki artış,



gıdaların içeriği ve güvenilirliğiyle ilgili farkındalık düzeyini de arttırdığı için satın alma niyeti üzerine de etkisi olmuştur. Bilgi teknolojilerinin yaygınlaşmasıyla çevrim içi yemek siparişi sektörü yaygın kullanılan bir araç haline gelmiştir. Ürün hakkında net bilgi sahibi olabilmek ve ürüne hızlı ulaşım tüketicilerin karar verme sürecini hızlandırırken; potansiyel gelir artışı ve hata payının azaltılması gibi nedenler firmaların bu sistemleri kullanmasını yaygınlaştırmıştır (Manap Davras, 2023: 656).

Ülkemizde finans sektörünün öncülüğünü yaptığı e-ticaret dünyasında yiyecek-içecek sektörü de giderek önemli bir hale gelmiştir. Yiyecek-içecek firmaları için önemli bir araç haline gelen internet doğrudan pazarlamanın en önemli enstrümanlarından biridir. Türkiye’de çevrim içi yemek uygulamaları ilk kez 2000 yılında kullanılmaya başlamıştır (Arı ve Yılmaz, 2015: 66).

Teknolojinin yaygın kullanımı ve internetin yaygınlaşması çevrim içi yemek siparişi pazarını oldukça cazip hale getirmiştir. Türkiye’de ilk kez yemeksepeti.com 2001 yılında faaliyete geçecek pazarın %99’una hâkim olmuştur. Firma 2015 yılında Berlin merkezli küresel bir firma olan Delivery Hero tarafından satın alınarak global hale gelmiştir (Kılıçalp ve Özdoğan, 2019: 149).

Türkiye’de e-ticaret sektörü incelendiğinde ise en yüksek satın alma oranına sahip ürün grubunun %59,02 ile giyim kategorisi olduğu görülmektedir. Elektronik %46,85 ile ikinci çevrim içi yemek sektörü ise %42,28 ile üçüncü kategoride yer almaktadır. İncelenen kategorilerde giyim ve eşya dışındaki satın alım oranlarının hayat tarzına göre değişiklik gösterdiği görülmektedir. 18-24 ve 25-34 yaş aralığında bulunan insanların diğer yaş gruplarına oranla yemek siparişi konusunda daha yüksek oranda e-ticaret sektörünü kullandığı görülmektedir (Entranet, 2021).

Kullanılan veri setinde yer alan 388 adet veriye ait demografik bilgiler Tablo I ile Tablo VI’da gösterilmektedir. Buna göre çevrim içi yemek siparişi veren 388 kişinin; 222’si erkek iken 166’sının kadın olduğu, 268’inin bekar 108’inin evli 12 tanesinin ise medeni durumu bilinmediği, 118’inin çalışan 9’unun ev hanımı 207’sinin öğrenci 54’ünün serbest meslek sahibi olduğu, 187’sinin herhangi bir gelire sahip olmadığı 201’inin ise düzenli gelir sahibi olduğu, 23’ünün doktora 2’sinin eğitim almamış 177’sinin bir okuldan mezun 12’sinin okula gittiği 174’ünün ise doktora sonrası eğitim aldığı, 24’ünün yalnız yaşadığı 364’ünün ise kişi sayısı 2 ile 6 arasında değişen bir aileye sahip olduğu görülmektedir.

**Tablo I: Cinsiyet Verisi**

Cinsiyet				
	Frekans	Yüzde	Geçerli Yüzde	Birikimli Yüzde
Erkek	222	57,2	57,2	57,2
Kadın	166	42,8	42,8	100,0
Toplam	388	100,0	100,0	

**Tablo II: Medeni Hal Verisi**

Medeni Hal					
		Frekans	Yüzde	Geçerli Yüzde	Birikimli Yüzde
	Bekar	268	69,1	69,1	69,1
	Bilgi Yok	12	3,1	3,1	72,2
	Evli	108	27,8	27,8	100,0
	Toplam	388	100,0	100,0	

**Tablo III: Meslek Verisi**

Meslek					
		Frekans	Yüzde	Geçerli Yüzde	Birikimli Yüzde
	Çalışan	118	30,4	30,4	30,4
	Ev Hanımı	9	2,3	2,3	32,7
	Öğrenci	207	53,4	53,4	86,1
	Serbest Meslek	54	13,9	13,9	100,0
	Toplam	388	100,0	100,0	

**Tablo IV: Gelir Verisi**

Aylık Gelir					
		Frekans	Yüzde	Geçerli Yüzde	Birikimli Yüzde
	10001-25000	45	11,6	11,6	11,6
	25001-50000	69	17,8	17,8	29,4
	az-10000	25	6,4	6,4	35,8
	fazla-50000	62	16,0	16,0	51,8
	Gelir Yok	187	48,2	48,2	100,0
	Toplam	388	100,0	100,0	

**Tablo V: Eğitim Verisi**

Eğitim					
		Frekans	Yüzde	Geçerli Yüzde	Birikimli Yüzde
	Doktora	23	5,9	5,9	5,9
	Eğitim Almamış	2	,5	,5	6,4
	Mezun	177	45,6	45,6	52,1
	Okula Gitmiş	12	3,1	3,1	55,2
	Post-Doktora	174	44,8	44,8	100,0
	Toplam	388	100,0	100,0	

**Tablo VI: Aile Birey Sayısı Verisi**

Aile Birey Sayısı					
		Frekans	Yüzde	Geçerli Yüzde	Birikimli Yüzde
	1	24	6,2	6,2	6,2
	2	101	26,0	26,0	32,2
	3	117	30,2	30,2	62,4
	4	63	16,2	16,2	78,6
	5	54	13,9	13,9	92,5
	6	29	7,5	7,5	100,0
	Toplam	388	100,0	100,0	

## V. UYGULAMA

Çalışmanın bu bölümünde çevrim içi yemek siparişi veren müşteri verileri kullanılarak veri madenciliği sınıflandırma algoritmalarından Naive Bayes ve Multilayer Perceptron algoritmalarının performansları karşılaştırılmıştır. Uygulama kapsamında kullanılan veriler Kaggle platformundan elde edilen gerçek verilerdir (Kaggle, 2024). Kullanılan veri seti dokuz farklı niteliğe sahip 388 adet veri içermektedir. Veri setinde; yaş, cinsiyet, medeni hal, meslek, aylık gelir, eğitim, ailede yer alan birey sayısı, sipariş durumu ve geribildirim nitelikleri yer almaktadır.

Yapılan literatür incelemesinde genellikle sınıflandırma algoritmalarının kendi içlerinde performans karşılaştırmasına tabi tutulduğu görülmüştür. İşletmeler için hızlı karar alabilmek, gelecek trendleri öngörebilmek, müşteri gruplarını bilerek pazarlama stratejilerini doğru konumlandırabilmek günümüz teknoloji çağında bir zorunluluk haline gelmiştir. Bu nedenle daha yüksek performanslı tekniklerin belirlenmesiyle daha hızlı ve daha doğru sonuçların elde edilebilmesi de mümkün olacaktır. Çalışmanın bu bölümünde veri

madenciliği algoritmalarının gerçek veri seti üzerindeki performansları Weka yazılım kullanılarak incelenecektir.

### **Veri Ön İşlemi**

Veri analizine başlamadan önce veri seti içerisinde eksik veri olup olmadığı kontrol edilmiştir. Tablo I – Tablo VI görsellerinde de görüldüğü gibi veri setinde eksik bir veriye rastlanmamıştır.

### **Veri Seti Formatının Düzenlenmesi**

Veri madenciliği analizinin yapılacağı Weka programı csv veya arff türü dosyaları desteklemektedir. Bu nedenle veri dosyası arff dosya formatına uygun biçimde düzenlenerek programın üzerinde çalışabileceği formata dönüştürülmüştür.

### **Analize Uygun Parametrelerin Seçimi**

Karşılaştırma için kullanılacak algoritmaların performanslarını olumlu/olumsuz herhangi bir biçimde etkilememesi için program parametreleri varsayılan ayarlarında uygulanmıştır.

### **Eğitim ve Test Veri Setinin belirlenmesi**

Weka kullanılacak algoritmaların doğrulanmasında 10-kat çapraz doğrulama tekniğinden faydalanmaktadır. Bu yöntemde veri seti 10 bölüme ayrılarak her bölüm 1 defa test diğer 9 bölüm eğitim verisi olarak kullanılır (Coşkun ve Baykal, 2011: 6).Algoritma performanslarında herhangi bir müdahaleye yer vermemek için doğrulama tekniği olarak 10-kat çapraz doğrulama tekniği kullanılmıştır.

## Naive Bayes ve Multilayer Perceptron Modelleme Sonuçları

**Tablo VII: Naive Bayes Sınıflandırma Sonuçları**

Naive Bayes Sınıflandırıcısı			
		Sınıf	
		Olumsuz	Olumlu
		(0.18)	(0.82)
<b>Yas</b>			
	ortalama	25.8732	24.3502
	standart sapma	3.2714	2.8263
	ağırlıklı toplam	71	317
<b>Cinsiyet</b>			
	Kadın	28	140
	Erkek	45	179
	toplam	73	319
<b>Medeni Hal</b>			
	Evli	32	78
	Bilgi Yok	6	8
	Bekar	36	234
	toplam	74	320
<b>Meslek</b>			
	Çalışan	34	86
	Ev Hanımı	2	9
	Öğrenci	22	187
	toplam	75	321
<b>Aylık Gelir</b>			
	10001-25000	11	36
	25001-50000	22	49
	az-10000	12	15
	fazla-50000	13	51
	Gelir Yok	18	171
	toplam	76	322
<b>Eğitim</b>			
	Mezun	43	136
	Doktora	6	19
	Post-Doktora	21	155
	Okula Gitmiş	4	10
	Eğitim Almamış	2	2
	toplam	76	322
<b>Aile Birey Sayısı</b>			
	ortalama	3.3099	3.2744
	standart sapma	1.4495	1.3257
	ağırlıklı toplam	71	317
<b>Sipariş Durum</b>			
	Beklemede	54	35
	Yolda	1	1
	Teslim Edildi	19	284
	toplam	74	320

Naive Bayes algoritmasıyla nitelik bazında yapılan sınıflandırma sonuçları Tablo VII ile gösterilmektedir. Naive Bayes algoritması olasılık hesabı yaparken değeri 0 olan bir hücre olma ihtimali ve bu durumda hesaplamanın hatalı sonuçlanma ihtimali bulunması nedeniyle

her hücreye +1 ekleyerek hesaplamaları gerçekleştirmektedir. Buna göre Naive Bayes algoritmasının veri setinde yer alan demografik özelliklere göre geribildirim tahminleri ise;

- Cinsiyete göre geribildirim olasılığı hesapladığında; kadınların 27'si olumsuz 139'u olumlu geribildirim, erkeklerin 44'ü olumsuz 178'i olumlu geribildirim yapacağı tahmin edilmiştir. Kadınların olumlu geribildirim oranı %83.74 erkeklerin olumlu geribildirim oranı %80.2 olarak tahminlenmiştir.
- Evlilerin 31'si olumsuz 77'si olumlu, medeni durumu hakkında bilgi vermeyenlerin 5'i olumsuz 7'si olumlu ve bekarların 35'i olumsuz 233'ü olumlu geribildirim yapacağı tahmin edilmiştir. Evlilerin olumlu geribildirim oranı %71.3, medeni durumu hakkında bilgi olmayanların olumlu geribildirim oranı %58 ve bekarların olumlu geribildirim oranı %87 olarak tahminlenmiştir.
- Belirli bir işi olanların 33'ü olumsuz 85'i olumlu, ev hanımlarının 1'i olumsuz 8'i olumlu, serbest meslek sahiplerinin 16'sı olumsuz 38'i olumlu, öğrencilerin 21'i olumsuz 186'sı olumlu geribildirim yapılacağı tahmin edilmiştir. Bir işi olanların olumlu geribildirim oranı %72, ev hanımlarının olumlu geribildirim oranı %88,1, serbest meslek sahiplerinin olumlu geribildirim oranı %70,1 ve öğrencilerin olumlu geribildirim oranı %89,1 olarak tahminlenmiştir.
- Aylık geliri 10001-25000 aralığında olanların 10'u olumsuz 35'i olumlu, 25001-50000 aralığında olanların 21'i olumsuz 48'i olumlu, 10000'den az olanların 11'i olumsuz 14'ü olumlu, 50000'den fazla olanların 12'si olumsuz 50'si olumlu ve herhangi bir geliri olmayanların 17'si olumsuz 170' olumlu geribildirim yapacağı tahmin edilmiştir. Aylık geliri 10001-25000 aralığında olanların olumlu geribildirim oranı %77.8, 25001-50000 aralığında olanların olumlu geribildirim oranı %69.6, 10000'den az olanların olumlu geribildirim oranı %56, 50000'den fazla olanların olumlu geribildirim oranı %80.1 ve herhangi bir geliri olmayanların olumlu geribildirim oranı %90.1 olarak tahminlenmiştir.
- Siparişi beklemede olanların 53'ü olumsuz 34'ü olumlu, yolda olanların herhangi bir bildirim yapmadığı ve teslim edilenlerin 18'i olumsuz 283'ünün olumlu geribildirim yapacağı tahmin edilmiştir. Siparişi beklemede olanların olumlu geribildirim oranı %39.1 ve teslim edilenlerin olumlu geribildirim oranı %94 olarak tahminlenmiştir.

**Tablo XIII. Naive Bayes Algoritması Geribildirim Verisi Sınıflandırma Sonuçları**

Doğru Sınıflanmış Örnekler	323	83.2474 %
Kappa istatistiği	0.4604	
Ortalama mutlak hata	0.2077	
Kök ortalama karesel hata	0.3671	
Bağıl mutlak hata	69.2088 %	
Kök bağıl kare hatası	94.9434 %	
Toplam Örnek Sayısı	388	
=== Sınıfa Göre Ayrıntılı Doğruluk ===		
	TP Oran	FP Oran Kesinlik Tekrar F-Ölçüm MCC ROC Alan PRC Alan Class
Olumsuz	0,592	0,114 0,538 0,592 0,564 0,461 0,816 0,531
Olumlu	0,886	0,408 0,906 0,886 0,896 0,461 0,816 0,949
Ağırlıklı Ort.	0,832	0,354 0,839 0,832 0,835 0,461 0,816 0,873
=== Karmaşıklık Matrisi ===		
a b <-- olarak sınıflandırılan		
42 29	a = Olumsuz	
36 281	b = Olumlu	

**Tablo IX. Multilayer Perceptron Algoritması Geribildirim Verisi Sınıflandırma Sonuçları**

Doğru Sınıflanmış Örnekler	329	84.7938 %
Kappa istatistiği	0.4887	
Ortalama mutlak hata	0.1579	
Kök ortalama karesel hata	0.362	
Bağıl mutlak hata	52.6107 %	
Kök bağıl kare hatası	93.6099 %	
Toplam Örnek Sayısı	388	
=== Sınıfa Göre Ayrıntılı Doğruluk ===		
	TP Oran	FP Oran Kesinlik Tekrar F-Ölçüm MCC ROC Alan PRC Alan
Sınıf		
Olumsuz	0,577	0,091 0,586 0,577 0,582 0,489 0,821 0,520
Olumlu	0,909	0,423 0,906 0,909 0,907 0,489 0,821 0,935
Ağırlıklı Ort..	0,848	0,362 0,847 0,848 0,848 0,489 0,821 0,859
=== Karmaşıklık Matrisi ===		
a b <-- olarak sınıflandırılan		
4130	a = Olumsuz	
29 288	b = Olumlu	

**Tablo X: Algoritmaların Geribildirim Verisi Sınıflandırmaları**

	Olumsuz	Olumlu
Naive Bayes	42	29
	36	281
Multilayer Perceptron	41	30
	29	288

Tablo X’da sınıflandırma sonuçları görülmektedir. Bu sonuçlara göre Naive Bayes algoritması 71 olumsuz geribildirim 42’sini doğru sınıflandırırken, 29’unu yanlış sınıflandırmıştır. 317 olumlu geribildirim 281’ini doğru sınıflandırırken, 36’sını yanlış sınıflandırmıştır. Multilayer Perceptron algoritması ise 71 olumsuz geri bildirim 41’ini doğru sınıflandırırken, 30’unu yanlış sınıflandırmıştır. 317 olumlu geribildirim 288’ini doğru sınıflandırırken, 29’unu yanlış sınıflandırmıştır. Toplamda Naive Bayes algoritması 388 verinin 323’ünü (%83,24) doğru sınıflandırırken, Multilayer Perceptron algoritması ise 388 verinin 329’unu (%84,79) doğru sınıflandırmıştır.

Weka uygulamasında algoritma performanslarının karşılaştırılması için Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Squared Error (RMSE), Relative Absolute Error (RAE) ve Root Relative Squared Error (RRSE) değerleri kullanılmıştır.

**Tablo XI. Algoritma Performans Karşılaştırma Ölçütleri**

	MAE	RMSE	RAE	RRSE
Naive Bayes	0,2077	0,3671	69,2088	94,9434
Multilayer Perceptron	0,1579	0,362	52,6107	93,6099

## VI. SONUÇ

Küreselleşme hem tüketici tercihleri ve satın alma niyetini hem de iş modellerini etkilemiştir. Teknoloji ve internetse sınırları ortadan kaldırarak tüketicilerin nihai ürüne erişimini kolaylaştırmıştır. Entranet 2021 araştırmasına göre çevrim içi yemek sektörü kullanım sıklığı olarak Türkiye’de üçüncü sırada yer almaktadır ve yemek sektöründeki satın alma davranışlarının yaşam tarzına göre farklılıklar gösterdiği görülmüştür. Hem işletmeler hem de tüketiciler için sıklıkla tercih edilen çevrim içi yemek uygulamalarında işletmelerin tüketici yönelimlerini bilmesi rekabet güçlerini de şüphesiz arttıracaktır. Bu çalışma ile



Kaggle'dan elde edilen gerçek çevrim içi yemek siparişi verileri sınıflandırılmıştır. Sınıflandırma için Naive Bayes ve Multilayer Perceptron algoritmaları tercih edilmiştir. Literatürde sıkça karşılaştırmaya tabi tutulmadıkları için bu algoritmalar tercih edilmiştir.

Yapılan literatür incelemesinde sınıflandırma algoritmalarının performans bazı karşılaştırmalarının genellikle kendi içlerinde yapıldığı görülmüştür. Ancak Yapay Sinir Ağı temelli algoritmalar günümüzde pek çok alanda tercih edilmektedir. Bu kategoriler içerisinde sınıflandırma yapılması da yer almaktadır. Arslan Tuncer vd. (2024), Arslan ve Aygün (2021) çalışmalarında Yapay Sinir Ağı temelli algoritmalar performans karşılaştırmasında daha başarılı sonuç vermiştir. Sınıflandırma algoritmalarının kendi içinde performans karşılaştırmasına tabii tutulduğu Ashari vd. (2013) ve Budiman vd. (2024) gibi çalışmalarda ise Naive Bayes algoritmasının başarılı sonuçlar verdiği görülmüştür.

Sadece sınıflandırma temelli algoritmaların kendi içerisinde sınıflandırılmasından ziyade Yapay Sinir Ağı temelli bir algoritma olan Multilayer Perceptron algoritmasının da karşılaştırmaya dahil edilmesiyle farklı bir bakış açısı yakalanmıştır.

Elde edilen sonuçlar doğrultusunda; Naive Bayes algoritmasıyla yapılan demografik bazı sınıflandırmalarda;

- Kadınların olumlu geribildirim oranı %83.74 erkeklerin olumlu geribildirim oranı %80,2 olarak tahminlenmiştir.
- Evlilerin olumlu geribildirim oranı %71.3, medeni durumu hakkında bilgi olmayanların olumlu geribildirim oranı %58 ve bekarların olumlu geribildirim oranı %87 olarak tahminlenmiştir.
- Bir işi olanların olumlu geribildirim oranı %72, ev hanımlarının olumlu geribildirim oranı %88,1, serbest meslek sahiplerinin olumlu geribildirim oranı %70.1 ve öğrencilerin olumlu geribildirim oranı %89.1 olarak tahminlenmiştir.
- Aylık geliri 10001-25000 aralığında olanların olumlu geribildirim oranı %77.8, 25001-50000 aralığında olanların olumlu geribildirim oranı %69.6, 10000'den az olanların olumlu geribildirim oranı %56, 50000'den fazla olanların olumlu geribildirim oranı %80.1 ve herhangi bir geliri olmayanların olumlu geribildirim oranı %90.1 olarak tahminlenmiştir.
- Siparişi beklemede olanların olumlu geribildirim oranı %39.1 ve teslim edilenlerin olumlu geribildirim oranı %94 olarak tahminlenmiştir.

Tüm bu demografik sınıflandırma tahmin sonuçlarına göre çevrim içi yemek siparişi veren kadınların, bekarların, öğrencilerin, herhangi bir gelire sahip olmayanların ve siparişi

zamanında teslim edilenlerin olumlu geribildirim yapma olasılıklarının daha yüksek olduğu görülmüştür.

Algoritmaların yaptıkları sınıflandırmalar; Naive Bayes algoritması 71 olumsuz geribildirim 42'sini doğru sınıflandırırken, 29'unu yanlış sınıflandırmıştır. 317 olumlu geribildirim 281'ini doğru sınıflandırırken, 36'sını yanlış sınıflandırmıştır. Multilayer Perceptron algoritması ise 71 olumsuz geri bildirim 41'ini doğru sınıflandırırken, 30'unu yanlış sınıflandırmıştır. 317 olumlu geribildirim 288'ini doğru sınıflandırırken, 29'unu yanlış sınıflandırmıştır. Toplamda Naive Bayes algoritması 388 verinin 323'ünü (%83.24) doğru sınıflandırırken, Multilayer Perceptron algoritması ise 388 verinin 329'unu (%84.79) doğru sınıflandırmıştır. Buna göre yapay sinir ağı temelli bir sınıflandırma algoritması olan Multilayer Perceptron algoritmasının %84.79 ile daha başarılı bir sınıflandırma yaptığı görülmektedir. Tablo XI ile verilen hata oranlarında da Multilayer Perceptron algoritmasının daha düşük hata oranlarına sahip olduğu görülmektedir.

Elde edilen bulgular sınıflandırma uygulamalarında Yapay Sinir Ağı temelli algoritmaların da başarılı sonuçlar verdiği yönündedir. Bu doğrultuda daha yüksek doğruluk oranı ve daha başarılı sınıflandırmalar yapabilmek için Yapay Sinir Ağı temelli bir algoritma olan Multilayer Perceptron algoritmasının da tercih edilebileceği sonucuna ulaşılmıştır.

Elde edilen bulgular doğrultusunda, çevrim içi yemek sektöründe bireylerin eğitim, gelir, cinsiyet gibi belirli niteliklerine göre kampanya veya ürün konumlandırmaların yapılabileceği düşünülmektedir. Benzer biçimde Türkiye'de oldukça geniş kullanıcı kitlesi bulunan çevrim içi market ve çevrim içi manav gibi uygulamalar için de benzer çalışmalar yapılabileceği düşünülmektedir.

## REFERENCES

- Albayrak, A. S., ve Yılmaz, S. K. (2009). Veri Madenciliği: Karar Ağacı Algoritmaları Ve İmkb Verileri Üzerine Bir Uygulama. *Suleyman Demirel University Journal of Faculty of Economics & Administrative Sciences*, 14(1): 31-52.
- Anamisa, D. R., Jauhari, A., & Mufarroha, F. A. (2024). Performance Test Of Naive Bayes And SVM Methods On Classification Of Malnutrition Status In Children. *Commun. Math. Biol. Neurosci.*, 2024(2024): 25. <https://doi.org/10.28919/cmbn/8429>.
- Arı, E., ve Yılmaz, V. (2015). Üniversite Öğrencilerinin Online Yemek Siparişi Davranışlarının Teknoloji Kabul Modeliyle Araştırılması. *Uluslararası Alanya İşletme Fakültesi Dergisi*, 7(2): 65-84.
- Arpacı, S. A., ve Kalıpsız, O. (2018). Yazılım Hata Sınıflandırmasında Farklı Naive Bayes Tekniklerin Kıyaslanması. *Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 7(1): 1-13. doi: 10.28948/ngumuh.383709
- Arslan Tuncer, S., Çiçek, Y., ve Tuncer, T. (2024). Performance Comparison of Standard Polysomnographic Parameters Used in the Diagnosis of Sleep Apnea. *Turkish Journal of Science and Technology*, 19(1): 257-263. <https://doi.org/10.55525/tjst.1419740>

- Arslan, H. & Aygün, B. (2021). Performance Analysis of Machine Learning Algorithms in Detection of Covid-19 From Common Symptoms. In 2021 29th Signal Processing and Communications Applications Conference: 1-4.
- Ashari, A., Paryudi, I. & Tjoa, A.M. (2013). Performance Comparison Between Naïve Bayes, Decision Tree And K-Nearest Neighbor In Searching Alternative Design In An Energy Simulation Tool. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)*, 4(11): 33-39.
- Bozuyla, M. (2021). Ada Boost Ensemble Learning on top of Naïve Bayes Algorithm to Discriminate Fake and Genuine News From Social Media. *Avrupa Bilim Ve Teknoloji Dergisi*, (28): 459-462. <https://doi.org/10.31590/ejosat.1005577>
- Bramer, M. (2007). *Principles Of Data Mining*. Springer.
- Budiman, D., Zayyan, Z., Mardiana, A. & Mahrani, A. A. (2024). Email Spam Detection: A Comparison Of Svm And Naive Bayes Using Bayesian Optimization And Grid Search Parameters. *Journal of Student Research Exploration*, 2(1), 53-64. <https://doi.org/10.52465/josre.v2i1.260>
- Cahyono, H. D., Mahadewa, A., Wijayanto, A., Wardani, D. W. & Setiadi, H. (2024). Fast Naïve Bayes Classifiers for COVID-19 news in social networks. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 34(2), 1033-1041. DOI: 10.11591/ijeecs.v34.i2.pp1033-1041
- Cihan, M. & Ceylan, M. (2021). Comparison Of Linear Discriminant Analysis, Support Vector Machines And Naive Bayes Methods In The Classification Of Neonatal Hyper Spectral Signatures. In 2021 29th Signal Processing and Communications Applications Conference, pp. 1-4.
- Coşkun, C. & Baykal, A. (2011). Veri madenciliğinde sınıflandırma algoritmalarının bir örnek üzerinde karşılaştırılması. *Akademik Bilişim*, 2011, 1-8.
- Demir, K. & Yaman, O. (2024). A HOG Feature Extractor and KNN-Based Method for Underwater Image Classification. *Firat University Journal of Experimental and Computational Engineering*, 3(1), 1-10. <https://doi.org/10.62520/fujece.1443818>
- Demir, S. & Şahin, E. K. (2022). Evaluation of Oversampling Methods (OVER, SMOTE, and ROSE) in Classifying Soil Liquefaction Dataset based on SVM, RF, and Naïve Bayes. *Avrupa Bilim Ve Teknoloji Dergisi*(34), 142-147. <https://doi.org/10.31590/ejosat.1077867>
- Entranet (2021). <https://www.entranet.com/en/blog/e-ticaret-10052/turkiye-de-e-ticaret-arastirmasi> Son Erişim Tarihi: 01.04.2024
- Eren, B. S. (2024). Emtia Piyasalarının Birlikte Hareketlerinin Veri Madenciliği ile İncelenmesi. *Ekonomi Politika ve Finans Araştırmaları Dergisi*, 9(1), 183-212.
- Gunata, M., Arslan, A.K., Çolak, C. & Parlakpınar, H. (2022). Estimation of Risk Factors Related to Heart Diseases With Multilayer Perceptron Model. *Med Records*, 4(2), 171-178. doi:10.37990/medr.1031866
- Güldal, H. & Çakıcı, Y. (2017). Ders Yönetim Sistemi Yazılımı Kullanıcı Etkileşimlerinin Sınıflandırma Algoritmaları İle Analizi. *Atatürk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 21(4), 1355-1367.
- Günay, M. & Ensari, T. (2018). EEG signal analysis of patients with epilepsy disorder using machine learning techniques. In 2018 Electric Electronics, Computer Science, Biomedical Engineerings' Meeting, pp. 1-4.
- Harman, G. (2021). Destek Vektör Makineleri Ve Naive Bayes Sınıflandırma Algoritmalarını Kullanarak Diabetes Mellitus Tahmini. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (32), 7-13. <https://doi.org/10.31590/ejosat.1041186>
- İnan, H. E. (2024). Comparison of Machine Learning Algorithms for Classification of Hotel Reviews: Sentiment Analysis of TripAdvisor Reviews. *GSI Journals Serie A: Advancements in Tourism Recreation and Sports Sciences*, 7(1): 111-122. <https://doi.org/10.53353/atrss.1327615>
- Kaggle (2024). <https://www.kaggle.com/datasets/sudarshan24byte/online-food-dataset> Erişim Tarihi: 01.02.2024
- Kesavaraj, G. & Sukumaran, S. (2013). A Study On Classification Techniques In Data Mining. In 2013 Fourth International Conference On Computing, Communications And Networking Technologies: 1-7. Doi: 10.1109/ICCCNT.2013.6726842
- Kılıçalp M. & Özdoğan O. N. (2019). Paket Yemek Siparişlerinde Çevrimiçi Aracı Kullanan Tüketici Davranışlarının Genişletilmiş Teknoloji Kabul Modeliyle Araştırılması, *International Journal of Contemporary Tourism Research*, 3(2): 148-163, doi:10.30625/ijctr.618952
- Kimes, S.E. (2011). The Current State Of Online Food Ordering In The US Restaurant Industry. *Cornell Hospitality Report*, 11(7): 5-18.

- Kocabaş Akay, M., Çiftçi, M.M. & Şahin Günkut, M. (2024). İnsanların Gelir Düzeyleri ile Enflasyon Artışından Kaynaklı Harcama Alışkanlıklarının Veri Madenciliği Algoritmaları ile Analizi. *Dünya İnsan Bilimleri Dergisi*. 2024 (1): 32-47. <https://doi.org/10.55543/insan.1254378>
- Krishnaiah, V., Narsimha, G. & Chandra, N. S. (2014). Survey Of Classification Techniques In Data Mining. *International Journal of Computer Sciences and Engineering*, 2(9): 65-74.
- Manap Davras, G. (2023). Covid-19 Korkusunun Beslenme Alışkanlıkları ve Online Yemek Sipariş Verme Niyeti Üzerindeki Etkisi. *MANAS Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 12(2): 654-664. <https://doi.org/10.33206/mjss.1066130>
- Nakhipova, V., Kerimbekov, Y., Umarova, Z., Suleimenova, L., Botayeva, S., Ibashova, A. & Zhumatayev, N. (2024). Use of the Naive Bayes Classifier Algorithm in Machine Learning for Student Performance Prediction. *International Journal of Information and Education Technology*, 14(1). doi: 10.18178/ijiet.2024.14.1.2028
- Rachmawati, A. K. & Miasary, S. D. (2024). Performance Analysis of C5. 0 and Naïve Bayes Classification Algorithm for Pattern Recognition of Student Graduates. In *AIP Conference Proceedings* 3046(1). AIP Publishing.
- Rasjid, Z. E. & Setiawan, R. (2017). Performance Comparison And Optimization Of Text Document Classification Using K-NN And Naïve Bayes Classification Techniques. *Procedia Computer Science*, 116: 107-112. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.10.017>
- Savaş, S., Topaloğlu, N. & Yılmaz, M. (2012). Veri madenciliği ve Türkiye'deki uygulama örnekleri. *İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 11(21): 1-23.
- Singhal, S., & Jena, M. (2013). A Study On WEKA Tool For Data Preprocessing, Classification And Clustering. *International Journal of Innovative Technology And Exploring Engineering (IJITEE)*, 2(6): 250-253.
- Tomaş, M. (2014). Paket Servis Müşterilerinin Sipariş Vermede E-Aracı Kullanma Nedenleri Üzerine Keşifsel Bir Araştırma: yemeksepeti. com örneği. *Journal of Internet Applications and Management*, 5(2): 29-41. <https://doi.org/10.5505/iuyd.2014.27247>
- TUİK (2023). [https://data.tuik.gov.tr/Bulten/Index?p=Hanehalki-Bilisim-Teknolojileri-\(BT\)-Kullanim-Arastirmasi-2023-49407](https://data.tuik.gov.tr/Bulten/Index?p=Hanehalki-Bilisim-Teknolojileri-(BT)-Kullanim-Arastirmasi-2023-49407) Son Erişim Tarihi: 01.03.2024
- Yılmaz, A.R. Yavuz, O. & Erkmen, B. (2013). Training Multilayer Perceptron using differential evolution algorithm for signaturere cognition application," 2013 21st Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), Haspolat, Turkey, 2013: 1-4.doi: 10.1109/SIU.2013.6531570.
- Zulkarnain, Z., Mutia, R., Ariani, J. A., Barik, Z. A. & Azmi, H. (2024). Performance Comparison K-Nearest Neighbor, Naive Bayes, and Decision Tree Algorithms for Netflix Rating Classification. *IJATIS: Indonesian Journal of Applied Technology and Innovation Science*, 1(1): 16-22. <https://doi.org/10.57152/ijatis.v1i1.1104>