

MARMARA ÜNİVERSİTESİ TEKNOLOJİ FAKÜLTESİ BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMÜ

BİTİRME PROJESİ

Restoran İşletmelerinde Akıllı Sipariş Yönetimi ve Veri Madenciliği Teknikleri ile Müşteri Deneyimini İyileştirme Mürüvvet DEMİRKUBUZ

DANIŞMAN

Doç. Dr. Buket DOĞAN

İSTANBUL, 2024



MARMARA ÜNİVERSİTESİ TEKNOLOJİ FAKÜLTESİ BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMÜ

BİTİRME PROJESİ

Restoran İşletmelerinde Akıllı Sipariş Yönetimi ve Veri Madenciliği Teknikleri ile Müşteri Deneyimini İyileştirme Mürüvvet DEMİRKUBUZ- 170421505

DANIŞMAN

Doç. Dr. Buket DOĞAN

ISTANBUL, 2024

MARMARA ÜNİVERSİTESİ

TEKNOLOJÍ FAKÜLTESÍ

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMÜ

Marmara Üniversitesi Teknoloji Fakültesi Bilgisayar Mühendisliği Öğrencisi Mürüvvet DEMİRKUBUZ'un "Restoran İşletmelerinde Akıllı Sipariş Yönetimi ve Veri Madenciliği Teknikleri ile Müşteri Deneyimini İyileştirme" başlıklı bitirme projesi çalışması, 03/06/2024 tarihinde sunulmuş ve jüri üyeleri tarafından başarılı bulunmuştur.

Jüri Üyeleri

Prof. Dr. Buket DOĞAN (Danışman)	
Marmara Üniversitesi	(İMZA)
Prof. Dr. Ali BULDU (Üye)	
Marmara Üniversitesi	(İMZA)
Dr. Öğr. Üyesi Gözde KARATAŞ BAYDOĞMUŞ (Üye)	
Marmara Üniversitesi	(İMZA)

İÇİNDEKİLER

İÇİNDEKİLER

ÖZ	ZET		V
ΑF	STRA	CT	vi
SE	MBOL	LER	vii
KI	SALTI	MALAR	viii
ŞE	KİL L	İSTESİ	ix
TA	BLO I	LİSTESİ	X
1.	GİRİŞ	Ş	11
1	l.1. İ	lgili Çalışmalar	13
1	L.2. /	Amaç	18
2.	MAT	ERYAL VE YÖNTEM	19
2	2.1.	Jygulama Kapsamının Belirlenmesi	19
2	2.2.	iteratür Taraması Yapılması	20
	2.2.1.	Sık örüntü madenciliği	20
	2.2.2.	Apriori algoritması	21
	2.2.3.	Birliktelik kuralı madenciliği	21
2	2.3. \	Veri Seti Hazırlanması	22
2	2.4.	Kullanılacak Teknolojilerin Belirlenmesi	23
	2.4.1.	Veri tabanı tasarımı ve gerçekleştirimi	24
	2.4.2.	Arka yüz proje gerçekleştirimi	25
	2.4.3.	Ön yüz proje tasarımı, ekran tasarımı ve gerçekleştirimi	33
	2.4.4.	Sonuçların analiz edilmesi	39
3.	BULG	GULAR VE TARTIŞMA	43
4.	SONU	JCLAR	53

ÖZET

Restoran İşletmelerinde Akıllı Sipariş Yönetimi ve Veri Madenciliği Teknikleri ile Müşteri Deneyimini İyileştirme

Günümüz şartlarında artık dijitalleşme günlük hayatımızda birçok alanda kendini göstermektedir. Bu yayılım öyle geniştir ki, yalnızca insanlar değil dünyadaki tüm canlılar bu dijitalleşmenin bir parçası olmuştur. Dijitalleşme her ne kadar insan ilişkilerini olumsuz yönde etkilediği düşünülse de aslında insan ilişkilerini iyileştirmeye ve yaşanan anlaşmazlıkları en aza indirgemek için çözümler sunmaktadır. Bu araştırma tezinde de restoranlardaki insan ilişkileri arasındaki anlaşmazlıkları en aza indirgemek amaçlanmıştır. Bir garson ile sipariş alım esnasında yaşanan karmaşayı ve siparişin masalara ulaşmasıyla başlayan ve hesap ödenmesiyle son bulan bu süreci en hızlı ve en memnun şekilde sonlandırmak bu araştırma tezinin ilham kaynaklarından biridir.

Bu araştırma tezinde restoran yönetim sistemlerinin iyileştirilmesi, müşterilerinin davranışlarının analiz edilerek müşterilere uygun fırsatlar sunulması için veri madenciliği yöntemleri kullanılarak müşteri deneyimlerini iyileştirmek amaçlanmıştır. Bu amaç doğrultusunda bu proje, restoran sahibinin işletmeyi yöneteceği bir masaüstü uygulaması ve müşteri sipariş verirken veri madenciliği teknikleriyle geçmiş sipariş verilerinden elde edilen sonuçların sunulacağı bir web sitesi tasarımını kapsamaktadır.

Bu sonuçlar, o haftanın en iyi yemeğini veya sepete eklenen yemek ile tercih edilen diğer yemek ve alternatif seçeneklerin bir tavsiye olarak sunulmasını kapsamaktadır. Bu kapsam doğrultusunda restoran sahipleri müşterilerden daha çok sipariş alabileceği gibi müşteriler de deneyim yaşayacağı işletmede tercih edilen ve kendisine önerilen seçeneklerle daha kolay sipariş verebilecektir. Böylece iki taraflı bir kazanç sağlanacaktır.

Anahtar Kelimeler: Restoran Yönetimi, Müşteri Memnuniyeti, Sipariş Tavsiyeleri, Veri Madenciliği.

ABSTRACT

Improving Customer Experience with Intelligent Order Management and Data Mining Techniques in Restaurant Businesses

In today's conditions, digitalization manifests itself in many areas of our daily lives. This spread is so wide that not only humans but all living things in the world have become a part of this digitalization. Although digitalization is thought to negatively affect human relations, it actually offers solutions to improve human relations and minimize conflicts. In this research thesis, it is aimed to minimize conflicts between human relations in restaurants. One of the inspirations of this research thesis is to minimize the confusion during the order taking process with a waiter and to end this process, which starts with the order reaching the tables and ends with the payment of the bill, in the fastest and most satisfactory way.

This research thesis aims to improve the customer experience by using data mining methods to improve restaurant management systems, analyze customer behavior and offer appropriate opportunities to customers. To this end, this project includes the design of a desktop application for the restaurant owner to manage the business, and a website design that will present the results obtained from historical order data using data mining techniques when the customer places an order.

These results include the best dish of that week or the dish added to the cart and other preferred dishes and alternative options as a recommendation. In line with this scope, restaurant owners will be able to receive more orders from customers, and customers will be able to order more easily with the preferred and recommended options in the establishment where they will have an experience. Thus, a bilateral gain will be achieved.

Keywords: Restaurant Management, Customer Satisfaction, Order Recommendations, Data Mining.

SEMBOLLER

∩ : Kesişim

- ; Çıkarma İşareti

× : Çarpma İşareti

KISALTMALAR

MSSQL : Microsoft SQL Server

CRM : Müşteri İlişkileri Yönetimi (Customer Relationship Management)

MBA : Pazar Market Analizi (Market Basket Analysis)

MongoDB : Mongo Database

JSON : JavaScript Object Notation

CSS : Cascading Style Sheets

NoSQL : Not Only SQL

DBMS: Veri Tabanı Yönetim Sistemi (Database Management System)

SQL : Structured Query Language

ADO.NET : ActiveX Data Objects .NET

ODM : Nesne Veri Modelleme (Object Data Modeling)

URL: Tekdüzen Kaynak Bulucu (Uniform Resource Locator)

SQL : Structured Query Language

ADO.NET : ActiveX Data Objects .NET

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 2.1 Uygulama adımları	19
Şekil 2.2 Veri tabanı diyagramı	25
Şekil 2.3 MongoDB ekranı	27
Şekil 2.4 Masaüstü uygulaması Menü ekranı ön yüzü	34
Şekil 2.5 Masaüstü uygulaması Ekip ekranı ön yüzü	35
Şekil 2.6 Masaüstü Uygulaması Ekibi Yönet ekranı ön yüzü	36
Şekil 2.7 Web sitesinin ana ekran ön yüzü	37
Şekil 2.8 Yemek ekranının ön yüzü	38
Şekil 2.9 Sepet ekranı ön yüzü	38
Şekil 2.10 Veri madenciliği analizi sonucunda sunulan öneriler	39
Şekil 3.1 Sipariş Sıklığı grafiği	43
Şekil 3.2 Sık Örüntülerin Destek Dağılımı grafiği	44
Şekil 3.3 Birliktelik Kurallarının Güven Dağılımı grafiği	45
Şekil 3.4 Birliktelik Kurallarının Kaldırma Dağılımı grafiği	46
Şekil 3.5 Desek ve Güven grafiği	47
Şekil 3.6 Destek ve Kaldırma grafiği	48
Şekil 3.7 Destek, Güven ve Kaldırma grafiği	49
Şekil 3.8 Sık Örüntülerin Boyut Dağılımı grafiği	50
Şekil 3.9 Yemek Birlikte Görülme Sıklığı Isı Haritası	51
Şekil 3.10 En iyi 10 Kural grafiği	52

TABLO LİSTESİ

Tablo 2.1 Apriori Algoritması ile elde edilen eşleşmelerin analizi	40
Tablo 2.2 Restoranda haftalık en çok tercih edilen yemeklerin analiz sonuçları	41
Tablo 2.3 Restoranda aylık en çok tercih edilen yemeklerin analiz sonuçları	41
Tablo 2.4 Restorandaki yemeklerin Apriori algoritması ile analizinin sonuçları	42

1. GİRİŞ

Günümüz şartlarında artık dijitalleşme günlük hayatımızda birçok alanda aktif rol oynamaktadır. Bu yayılım öyle geniştir ki, yalnızca insanlar değil dünyadaki tüm canlılar bu dijitalleşmenin bir parçası olmuştur. Bitkiler ve hayvanlar için de hayatı daha yaşanabilir kılacak çevresel atılımlar gerçekleşmektedir [1]. Örneğin akıllı sulama sistemleri ve toprak sensörleri gibi teknolojiler, bitkilerin su ve besin ihtiyaçlarının optimize edilmesine yardımcı olmaktadır [2]. Aynı şekilde akıllı sensörler ve veri analizi, hayvanların refah seviyesini izlemek ve gerekli durumlarda müdahale etmek için kullanılan teknolojilerden birkaçıdır [3]. Bu örneklerden anlaşılacağı üzere dijitalleşme küresel bir yayılım göstermektedir ve her canlı bu yayılımdan etkilenmektedir.

Dijitalleşmenin hem olumlu hem de olumsuz etkileri mevcuttur. Dijitalleşmenin her ne kadar insan ilişkilerini olumsuz yönde etkilediği düşünülse de aslında aynı zamanda insan ilişkilerini iyileştirmektedir ve yaşanan anlaşmazlıkları en aza indirgemek için çözümler sunmaktadır.

Dijitalleşmenin ihtiyaç duyulduğu bir alan da yemek sektörüdür. Kalabalık restoranlarda ve özellikle müşteri yoğunluğunun fazla olduğu saatlerde müşteri ve garson ilişkilerinin verimi en düşük seviyeye ulaşmaktadır. Siparişlerin fazla olması ve bu siparişlerin her zaman masaya özel alınmamış olmasından kaynaklı olarak müşteri deneyimleri olumsuz etkilenmektedir. Örneğin yoğun bir saatte alınan siparişin garson tarafından farklı bir masaya aitmiş gibi alınması veya yemekten çıkarılması gereken içeriklerin doğru bir şekilde not edilmemesinden kaynaklı olarak müşterinin istenmeyen içerikleri de yemek zorunda bırakılması yaşanan iletişim kayıplarından biridir.

Bu iletişim probleminin çözümü, sipariş sisteminin tek merkez üzerinden yönetilmesidir. Bu tek merkezci yönetim, siparişlerin masaya özel alınması, yemekten çıkarılması gereken içeriklerin o sipariş içerisinde bulunması ve kayıtlarının tek bir sistem üzerinde toplanmasını kapsamaktadır. Şu an yürütülmekte olan restoran stratejileri, müsait olan garsonun o an istekte bulunan masalara hizmet etmesini içermektedir. Bu da bir masa ile birden fazla garsonun ilgilenmesine ve bu nedenle siparişlerde garsonların anlaşamamasından kaynaklı olarak siparişlerin yanlış veya eksik alınmasına sebebiyet vermektedir. Bu duruma, bir siparişin iki kez alınması ve iki kez hazırlanması örnek olarak gösterilebilir. Bu sorun, eğer restoran merkezi bir sistem ile yönetilseydi

karmaşaya sebep olamazdı çünkü kayıt içerisinde yazanlar insan etkisinden bağımsız olarak tespit edilebilir bir içerik olurdu. Böylece birden fazla garson aynı masa ile ilgilense bile kayıtlar merkezde toplandığı için siparişlerin eksik veya hatalı alınmasının önüne geçilebilirdi. Bu sorunun çözümü olarak bu tez çalışması ile her masaya birden fazla garson ataması yapmak yerine, her siparişin bir merkezi sistem üzerinde toplanıp bu siparişlerin uygun masalara müsait garsonlar aracılığıyla aktarılması sağlanacaktır.

Bu tez çalışması, dijitalleşmenin getirmiş olduğu hizmetler kullanılarak, yemek sektöründe yaşanan bu iletişim problemlerini ve yanlış yönetim stratejilerinden kaynaklanan karmaşaları en aza indirgemeyi amaçlanmaktadır.

Bu tez çalışmasının bir diğer odak noktası ise müşterilere yemek önerileri sunularak sipariş sayısını ve içeriğini artırmaktır. Bu odak noktası, "Bu ay en çok tercih edilen yemek" ve "Sepetinizdeki ürünü alan diğer müşterilerimiz yanında bu ürünü de tercih etmişti. Bu ürünü de sepete eklememizi ister misiniz?" gibi müşteri ekranına öneriler sunmayı kapsamaktadır.

Bu tüm odak noktalarının bir çatı altında toplanması sonucunda, restoranlarda yaşanan sipariş karmaşıklıklarını gidermeyi ve müşterilere sipariş verilerinden yola çıkarak sipariş tavsiyeleri vermeyi amaçlayan bir yazılım geliştirilmiştir. Bu yazılımın aşamaları aşağıdaki gibidir:

- Proje üç ayrı yapıya bölünmüştür. Restoran yönetim sistemi için Windows masaüstü uygulaması, müşterilerin sipariş verebilmesi için bir web sitesi ve veri madenciliği yöntemleriyle sipariş önerileri yapılabilmesini sağlayan algoritmaların Python diliyle programlanması amaçlanmıştır.
- Restoran yönetim sistemi için MSSQL ile gerekli olan tabloların yer aldığı bir veri tabanı oluşturulmuştur. Bu veri tabanı envanteri, menüyü, çalışanları, departmanları, masaları ve siparişleri içermektedir. İlişkili veri tabanı kullanılarak bu tablolar arasında ilişkiler kurulmuş ve sistemden en iyi verim alınması amaçlanmıştır.
- Restoran yönetim sistemi, C# dili ve .Net Framework teknolojileri kullanılarak geliştirilmiş bir Windows masaüstü uygulamasıdır. Bu uygulama içerisinde, siparişler, menü ve çalışanlar gözlemlenebilir. Yönetim ekranında da siparişler, menü ve çalışanlar üzerinde ekleme, düzeltme, silme gibi işlemler yapılmaktadır.

- Müşterilerin menüyü görüntüleyebileceği ve sipariş vereceği web sitesi ise müşterilere masada yer alan karekodlar aracılığıyla sağlanmaktadır. Masadaki karekoda göre sipariş verildiğinde oturulan masa bilgisi de sipariş bilgisi içerisinde yer almaktadır. Ayrıca müşteriler ekleme-çıkarma yapmak istedikleri içerikleri de bu aşamada seçmektedir.
- Sipariş verme esnasında sepete eklediği ürüne göre arka planda veri madenciliği yöntemlerinden elde edilen çıktılar kullanıcının ekranına yansıyacaktır. En çok tercih edilen yemek veya sepetteki yemek ile en çok tercih edilen diğer yemek seçenekleri de kullanıcıya sunulmaktadır. Böylece restoran sahipleri menülerinde yiyeceklerin reklamlarını yapabileceği gibi müşteriler de o restorana ait yemek tercihlerinin genel anlamda neler olduğunu görebilecek ve böylece iki taraflı bir kazanç sağlanacaktır.

1.1. İlgili Çalışmalar

Jiawei ve çalışma arkadaşlarının gerçekleştirmiş olduğu "Frequent pattern mining: current status and future directions" isimli çalışma, sık desen bulma konusunu ele almaktadır. Makale, işlemlerin sıkça birlikte görüldüğü durumları bulma gibi konularda ilerleme kaydedildiğini belirtmektedir [4]. Bir veri kümesinde yaygın olarak bir arada bulunan veri alt kümeleri, veri madenciliğinde desen olarak adlandırılır. Veri kümelerindeki desenler gözle görülemeyecek ilişkileri gösterir ve karmaşık veri kümelerinin anlaşılmasına yardımcı olur. Ayrıca, gelecekteki davranışları ve olayları tahmin eden tahmin modelleri geliştirilirken uygulanan tekniklerden biridir. Bu yaklaşımın düzenli olarak sipariş edilen yemeklerin işlenmesinde ve yemek önerileri sunulmasında ne kadar etkili olduğunu gösteren bir çalışma gerçekleştirmişlerdir.

Jian Pei ve çalışma arkadaşlarının gerçekleştirmiş olduğu "Constrained frequent pattern mining: a pattern-growth view" isimli çalışmada sık sık desen bulma işlemi yapılırken ortaya çıkan çok sayıda desenin verimliliği düşürdüğünden bahsetmektedir [5]. Sonuç sayısını azaltmak ve süreci basitleştirmek için kısıtlı sık örüntü belirleme yaklaşımları önerilmektedir. Kısıtlı sık örüntü bulma teknikleri sayesinde çeşitli sınırlamalara rağmen etkili bir sonuç elde edebilmişlerdir. Bu tekniklerin, aşırı gürültü nedeniyle ele alınmayan zorlu sınırlamaların üstesinden gelmek için kullanılabileceğine dikkat çekmektedir. Bir

veri kümesinde sıklıkla birlikte görülen veri alt kümelerini belirleme uygulaması, sık örüntü keşfi olarak bilinmektedir.

Trupti A. Kumbhare'nin ve ekibinin gerçekleştirdiği "An overview of Association Rule Mining Algorithms" isimli çalışmada veri madenciliği tekniklerinden biri olan birliktelik kuralı bulma algoritmaları üzerine bir genel bakış sunulmaktadır [6]. Algoritmalar örneklerle açıklanmakta ve yürütme hızı, veri desteği ve doğruluk gibi performans ölçütlerine göre karşılaştırılmaktadır. Bu teknikler, bir veri kümesi içinde sıklıkla bir arada bulunan veri alt kümelerini (desenleri) tanımlamak için kullanılır. Bu desenler, tüketici satın alma kalıpları ve çevrimiçi kullanıcı davranışları da dahil olmak üzere çeşitli konuları kapsar. Pazarlama kampanyalarını optimize etmek ve ürün önerileri sunmak için kullanılan algoritmalar arasında birliktelik kuralı tespiti de yer almaktadır. Bu araştırma çalışması için seçilen birliktelik kuralı bulma algoritmaları, bu analize göre en iyi seçeneklerdir.

Risnamawati Ndruru ve çalışma arkadaşının gerçekleştirmiş olduğu "Determination of Data Mining Application Design Patterns Booking Raw Food In Restaurant Fountain With Apriori Algorithm" adlı çalışmada restoranlardaki hammadde siparişlerinin nasıl daha etkin ve verimli yönetilebileceğine odaklanmaktadır [7]. Restoranlar sıklıkla gereğinden fazla hammadde siparişi vermekte, bu da envanter maliyetini yükseltmekte veya yetersiz siparişler nedeniyle operasyonel sorunlar yaşanmasına sebebiyet vermektedir. Bu çalışmada, restoranlarda hangi hammaddelerin sıklıkla birlikte sipariş edildiğini belirlemek için bir veri madenciliği yöntemi olan Apriori algoritması kullanılmıştır. Toplanan veriler kullanılarak restoranlara daha iyi envanter yönetimi ve sipariş optimizasyonu konularında yardımcı olacak web tabanlı bir uygulama oluşturulmuştur.

Yuli Nur Indah Sari ve ekip arkadaşlarının gerçekleştirmiş olduğu "Implementation of Data Mining to Predict Food Sales Rate Method using Apriori" isimli çalışmada Fonzu Premium restoranının menü satışlarını tahmin etmek için veri madenciliği tekniklerinden faydalanılmıştır [8]. Restoran, hangi yiyeceklerin daha sık sipariş edildiğini manuel olarak not etme yeteneğine sahiptir ve bu da zaman zaman müşterilerin hoşnutsuz ayrılmasıyla sonuçlanmaktadır. Bu çalışmada, sık sipariş edilen menü kombinasyonlarını belirlemek için Apriori algoritması kullanılmıştır. Bu bilgiler ile restoranın hangi

menüleri birlikte önermesi gerektiği daha kolay belirlenebilecek ve satış tahminleri daha doğru bir şekilde yapılabilecektir.

Restoran sektörünün hızlı büyümesi nedeniyle restoranların ayakta kalabilmesi için yenilikçi olmaları ve müşteri ihtiyaçlarını karşılamaları gerekmektedir. Makmur A Zháo ve çalışma arkadaşlarının gerçekleştirmiş olduğu "An Application of Apriori-based Market Basket Analysis for Restaurant Menu Recommendation System: Case Study of XYZ Restaurant in Indonesia" adlı çalışmada restoran menü önerileri için Apriori algoritmasına dayanan bir pazar sepeti analizi uygulamasının geliştirilmesi yer almaktadır [9]. Örnek vaka olarak Endonezya'daki XYZ restoranı incelenmiştir. Bu çalışmanın amacı, menü önerileri oluşturmak için müşterilerin birlikte satın aldığı ürün modellerini belirlemek üzere satış verilerini kullanmaktır. Bu şekilde elde edilen bilgiler, lokantaların gelirlerini artıracak pazarlama planları oluşturmalarını sağlamaktadır.

Yaru Du ve çalışma arkadaşlarının gerçekleştirmiş olduğu "Visual analysis of customer switching behavior pattern mining for takeout service" isimli çalışma, müşterilerin yemek sipariş hizmeti kapsamında restoranlar arasında geçiş davranışlarını görselleştirmek amacıyla yeni bir görsel analiz sistemi sunmaktadır [10]. Projenin amacı, tüketici davranışlarını takip edip ve analizlerini yaparak müşteri ilişkileri yönetimini (CRM) geliştirmektir. Belirlenen beş müşteri segmentinin zaman ve mekâna bağlı geçiş aşamaları için farklı etkileşimli görünümler sunulmuştur. Müşterilerin restoranlar ve menü ögeleri arasındaki geçiş davranışlarının görüntülenmesi için paralel koordinatlarla artırılmış akış grafikleri kullanma ve demetlenmiş paralel koordinatlar tekniği önerilmiştir. Bu teknik, zaman içindeki olay dizilerini gösterebilir. Müşteri ilişkileri yönetimi, müşterilerin hangi mağazalara gittiklerini ve neden ayrıldıklarını tanıma ve sistemin etkinliğini ve kullanışlılığını anlama, kullanıcı ve vaka çalışması değerlendirmeleri etkin ve kullanışlı olduğu gösterilmiştir.

Yusuf Kurnia ve çalışma arkadaşlarının gerçekleştirmiş olduğu "Study of application of data mining market basket analysis for knowing sales pattern (association of items) at the O! Fish restaurant using apriori algorithm" isimli çalışmada yiyecek ve içecek endüstrisindeki hızlı büyümeyi ele alarak restoranların rekabetçi kalabilmesi için yenilikçi ve müşteri ihtiyaçlarını karşılayan stratejiler geliştirmelerini amaçlamaktadır [11]. Amaç, O! Fish restoranlarının satış desenlerini bulmak için veri madenciliği

tekniklerini kullanmaktır. Balık restoranlarının satış modellerini bulmayı amaçlamaktadır. Özellikle, yaygın olarak satın alınan ürünleri bir araya getiren birliktelik kuralları oluşturmak için Apriori algoritması kullanılmıştır. Böylece restoranlar bu bilgileri kullanarak daha başarılı pazarlama kampanyaları oluşturabileceklerdir. Çalışma sonucunda müşterilerin satın alma alışkanlıklarını inceleyen ve promosyon geliştirme taktikleri için öneriler sunan web tabanlı bir araç oluşturulmuştur.

Firman Noor Hasan ve çalışma arkadaşlarının gerçekleştirmiş olduğu "Utilization of Data Mining on MSMEs using FP-Growth Algorithm for Menu Recommendations" isimli çalışmada MSME Cafe Over Limit'in mevcut satış verilerini daha verimli kullanmak amacıyla veri madenciliği tekniklerinden yararlanmayı amaçlamaktadır [12]. Araştırmada, 2038 işlem verisine dayalı menü önerileri oluşturmak için sık örüntü büyümesi (fp-growth) algoritması kullanılmıştır. 10 minimum destek değeri ve %50 minimum güven değeri olarak belirlenmiştir. Bu değerler üç ana kural ortaya çıkarmıştır: "Mariam çikolatalı peynir sütü sipariş edilirse, müşteri Kopsus Overlimit sipariş eder" (%10,79 destek, %54,19 güven, 0,93 lift oranı), "Kopsus Overlimit sipariş edilirse, müşteri büyükannenin evinde tofu sipariş eder" (%34,69 destek, %59,76 güven, 1,15 lift oranı) ve "Büyükannenin evinde tofu sipariş edilirse, müşteri Kopsus Overlimit sipariş eder" (%34,69 destek, %66,7 güven, 1,15 lift oranı). Bu kurallardan özellikle iki tanesi (Kopsus Overlimit ve tofu kombinasyonları) geçerli olarak değerlendirilmiş ve menü önerileri için referans olarak kullanılabileceği sonucuna varılmıştır. Bu çalışmanın sonuçları, MSME Cafe Over Limit gibi KOBİ'ler için menü öneri sistemleri geliştirmede faydalı olabilir.

Hafiidh **Priyanto** arkadaşlarının gerçekleştirmiş Abdul çalışma olduğu "Implementation of Market Basket Analysis With Apriori Algorithm in Minimarket" isimli çalışmada, perakende sektöründeki hızlı büyümenin, özellikle nüfus yoğunluğu yüksek olan bölgelerde, ekonomik büyümeye katkı sağladığını ve rekabeti artırdığını ele almaktadır [13]. Modern market perakende işletmeleri veya bakkallar arasındaki rekabeti kazanmak için etkili pazarlama stratejileri tasarlamak önemlidir. Müşterilerin satın alma davranışlarını anlamak, müşterilerin en çok hangi ürünleri satın aldığını belirlemek için önemlidir. Bu amaçla, veri madenciliği alanındaki birliktelik algoritmaları, bir ürün ile bir diğer ürün arasındaki ilişkiyi belirlemede kullanılır. Bu projede, Agrawal ve Srikant tarafından 1994 yılında geliştirilen Apriori algoritması uygulanarak, market sepeti analizi yapılmıştır. Bu analiz, bakkal verilerinden satın alma desenlerini tanımada kullanılmıştır. Ayrıca, market sepeti analizinin performansı, sürekli artan satış verilerini işleyebilme kapasitesi açısından test edilmiştir. Flask kullanılarak gerçekleştirilen uygulama, 14,963 işlem verisiyle orta ve düşük veri büyüklüklerinde hızlı sonuçlar vermiştir. Bu proje, bakkal işletmelerinin müşteri alışveriş desenlerini daha iyi anlayarak, rekabetçi pazarlama stratejileri geliştirmesine yardımcı olmayı amaçlamaktadır.

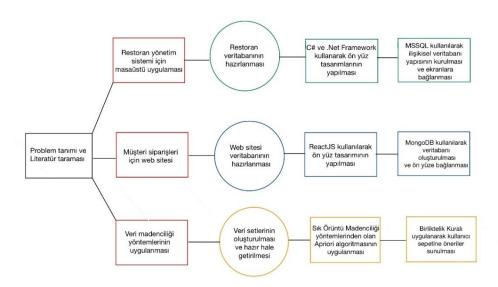
Aakanksha Jadhav ve çalışma arkadaşlarının gerçekleştirmiş olduğu "Association Rule Mining in Retail: Exploring Market Basket Analysis with Apriori Algorithm" isimli çalışmada, büyük veri kümelerinden bilgi çıkarma süreci olan veri madenciliğini ele alarak, bir ürün ile bir diğer ürün arasındaki ilişkileri belirlemeyi hedeflenmektedir [14]. Geniş veri ögeleri setleri arasındaki ilişkiler, birliktelik kuralı madenciliği ile bulunur. Perakendeciler, bu ilişkileri belirleyerek müşterilerin sıklıkla birlikte satın aldığı ürünleri dikkate alan satış taktikleri oluşturabilmektedir. Bu çalışma, veri madenciliği tekniklerini geliştirmek için gelecekteki çalışmalar için geniş bir platform sağlamaktadır. Projede, pazar sepeti analizi (MBA) Apriori algoritması kullanılarak incelenmiştir.

S.Pradeepkumar ve çalışma arkadaşlarının gerçekleştirmiş olduğu "A Technical Analysis of Market Basket by using Association Rule Mining and Apriori Algorithm" isimli çalışmada, büyük veri kümelerinden bilgi çıkarma süreci olan veri madenciliğini ele alarak, pazar sepeti analizi tekniği ile veri setleri arasındaki ilişkileri keşfetmeyi amaçlamaktadır [15]. Birliktelik kuralı madenciliği, geniş veri ögeleri setleri arasındaki ilişkileri tespit eder. Veri tabanlarında sürekli olarak büyük miktarda veri toplandığında, birçok endüstri, bu veri tabanlarından birliktelik kuralları çıkarmaya odaklanmaktadır. Örneğin, büyük miktarlardaki işlem verileri arasındaki ilginç ilişkilerinin tespiti, katalog tasarımı, çapraz pazarlama ve çeşitli iş karar alma süreçlerine yardımcı olmaktadır. Pazar sepeti analizi, birliktelik kuralı madenciliğinin tipik bir örneğidir ve müşterilerin alışveriş sepetlerine koyduğu çeşitli ürünler arasındaki ilişkileri belirleyerek müşteri satın alma desenlerini incelemektedir. Bu tür ilişkilerin belirlenmesi, perakendecilerin müşteriler tarafından sıkça satın alınan ürünleri anlamalarına ve pazarlama stratejilerini genişletmelerine yardımcı olmaktadır. Bu çalışma, araştırmacılar için daha iyi veri madenciliği algoritmaları geliştirmek için geniş bir alan sunmaktadır.

1.2. Amaç

Bu araştırma tezi, restoran işletmelerinde geleneksel sipariş süreçlerini iyileştirmeyi ve müşteri deneyimini artırmayı hedefleyen bir çerçeve sunmayı amaçlamaktadır. Bu amaç doğrultusunda restoran sahiplerinin işletmeyi yönetmesini sağlayacak bir masaüstü uygulaması, müşterilerin yemek siparişi vereceği bir web sitesi geliştirilmiştir. Bu araştırma aynı zamanda işletme sahiplerine, veri madenciliği algoritmalarının kullanılması yoluyla işletme operasyonlarını daha verimli ve etkili hale getirme fırsatı sunmaktadır. Sık Örüntü Madenciliği (Frequent Pattern Mining) ve Birliktelik Kuralı Madenciliği (Association Rule Mining) gibi veri madenciliği teknikleri kullanılarak müşterilere yemek önerileri sunulması amaçlanmıştır. Sık Örüntü Madenciliği'nin bir alt yöntemi olan Apriori algoritması ile restoranda en sık sipariş edilen yemeklerin çıktısı alınmıştır. Birliktelik Kuralı Madenciliği yöntemi ile Apriori algoritması kullanılarak elde edilen sonuca Birliktelik Kuralı uygulanarak sepetteki ürüne göre o ürün ile en çok tercih edilen yemeğin önerisi yapılmıştır. Bu öneriler, genel anlamda işletme sahiplerine en çok tercih edilen yemekleri, sipariş hazırlık sürelerini ve müşteri tercihlerini daha iyi anlama ve analiz etme yeteneği sağlamıştır. Bu sayede işletme sahipleri, menü düzenlemeleri yapabilir, özel teklifler sunabilir ve müşteri memnuniyetini artırıcı önlemler alabilirler. Aynı zamanda veri madenciliği yöntemleriyle restorana ait verilerin analizi yapılarak şirket içi iyileştirme adımları atılmasına yardımcı olacaktır.

2. MATERYAL VE YÖNTEM



Şekil 2.1 Uygulama adımları

Projenin karar aşamasından son aşamasına kadar olan adımlar Şekil 2.1'de ifade edilmiştir. Proje, problem tanımı ve literatür taraması yapıldıktan sonra üç yapıya bölünmüştür ve geliştirmeler bu sınıflandırmanın ardından gerçekleştirilmiştir.

2.1. Uygulama Kapsamının Belirlenmesi

Bu tez çalışması, geniş bir tanımla ifade edebileceğimiz Restoran Yönetim Sistemi projesinin uygulama kapsamını tanımlamaktadır. Restoran Yönetim Sistemi projesinin amacı, restoranlarda yaşanan garson ve müşteri arasındaki problemleri çözüme kavuşturmak ve restoran sahiplerinin müşteri ilişkilerini daha iyi raporlayabilmesi için Sık Örüntü Madenciliği ve Birliktelik Kuralı Madenciliği gibi veri madenciliği teknikleri kullanarak müşterilerin sipariş davranışlarını analiz edip kazançlı adımlar atmasına yardımcı olacak analizleri ve raporları içermektedir. Veri madenciliği yöntemleri kullanılarak müşterilere menüden yemek önerileri verilmesi amaçlanmıştır. Bu önerilerin içeriği, "Bu ay en çok tercih edilen yemek", "Bu hafta en çok tercih edilen yemek" ve "Sepetinizdeki ürünü alan diğer müşterilerimiz yanında bu ürünü de aldı." önerilerinden oluşmaktadır.

2.2. Literatür Taraması Yapılması

Çözüme kavuşturulması gereken problemleri daha iyi analiz edebilmek amacıyla restoranlarda gözlemler yapılmıştır. Bu gözlemler, müşteri ve garson arasındaki menüye erişme, sipariş verme, siparişlerin hazırlanması, siparişlerin masaya getirilmesi ve ödeme işleminin gerçekleşmesi adımlarını kapsamaktadır. Bu gözlem sırasında garson ve müşteri arasında sipariş detaylarında bir karışıklık ya da yanlış masaya sipariş verilmesi gibi etkenler göz önünde bulundurulmuştur. Böylece bu tez çalışmasının ana problemi belirlenmiştir. Problemin belirlenmesinin arasından bu veriler bir çatı altında toplanmıştır. Veri madenciliği yöntemleriyle optimize edeceğimiz müşteri verileri için bu alanda projeler gerçekleştirmiş olan diğer çalışmalar incelenmiştir ve bu çalışmalar İlgili Çalışmalar bölümünde detaylı bir şekilde aktarılmıştır.

2.2.1. Sık örüntü madenciliği

Sık Örüntü Madenciliği, veri kümesindeki tekrar eden desenleri bulmak için kullanılan bir tekniktir. Bu yöntem, büyük veri setlerinde sıkça birlikte görülen öge gruplarını veya olayları tespit etmek amacıyla kullanılmaktadır. Uygulama alanları oldukça geniştir. Örneğin perakende sektöründe müşterilerin alışveriş sepetlerinde hangi ürünleri sıkça birlikte satın aldıklarını belirlemek için kullanılır. Bu bilgiler, çapraz satış stratejileri geliştirmek ve promosyon kampanyalarını optimize etmek için değerlidir. Web sitelerinde kullanıcıların hangi sayfaları sıklıkla birlikte ziyaret ettiklerini analiz ederek, site navigasyonunu ve kullanıcı deneyimini iyileştirme amacıyla kullanılır. Aynı zamanda genom verilerinde sıkça tekrarlayan dizileri veya motifleri bulmak için kullanılmaktadır. Finansal işlemlerde sıkça tekrarlayan dolandırıcılık örüntülerini tespit etmek için kullanılır, böylece sahtekarlıkların önlenmesine yardımcı olur.

Bu tez çalışmasında, Sık Örüntü Madenciliği yöntemi, restoran yönetim sisteminde müşteri sipariş verilerinin analiz edilmesinde kritik bir rol oynamaktadır. Bu çalışmada, restoran müşterilerinin belirli bir periyotta en çok sipariş ettiği yemeklerin önerisi sunulması işlemi için Sık Örüntü Madenciliği'nin bir alt yöntemi olan Apriori algoritması kullanılmıştır.

2.2.2. Apriori algoritması

Apriori algoritması veri madenciliğinde veri setinde tekrar eden sık öge kümelerini oluşturmak ve bu veriyi kullanarak bu veri setinde birliktelik kuralları uygulamak için sıklıkla tercih edilen bir algoritmadır. Yapılan literatür taraması sonucunda, müşteri önerileri için en doğru ve en optimize çıktı verilmesini sağlayacak algoritma, Apriori algoritması olacağına karar verilmiştir. Bu nedenle bu araştırma tezi için Apriori algoritması seçilmiştir.

Çalışma mantığı, birkaç adımdan oluşmaktadır. İlk olarak tek ögeli kümeler belirlenir. Veri setindeki her bir ögenin destek (support) değeri hesaplanır. Destek değeri, belirli bir ögenin tekrar sıklığının toplam işlem sayısındaki görülme sıklığını ifade eder. Minimum destek eşiğinin üzerinde olan tek ögeleri kümeleri bularak bu ögeleri bir listeye alır.

Ardından bu ögeler, ikili kümeler oluşturacak şekilde birleştirilir. Bir sonraki işlemde, üçlü dörtlü vb. gibi farklı öge kümeleri oluşturulur. Kombinasyonlar yapıldıktan sonra oluşturulan her bir kümenin destek değerleri hesaplanır. Destek değerleri, her kombinasyonun veri setindeki kaç işlemde bulunduğunun hesaplaması yapılarak ve bu sayı toplam işlem sayısına bölünerek hesaplanır. Destek değeri minimum destek eşiğinin üzerinde olan kombinasyonlar bir sonraki aşamaya geçerler.

Bir sonraki aşamada sık kümeler belirlenir. Bu sonuç için hesaplanan destek değerlerine göre, minimum destek eşiğinin üzerinde olan tüm öge kümeleri seçilir ve sık öge kümeleri elde edilir. Seçimin yapılmasının ardından bu kümelerden anlamlı birliktelik kuralları cıkartılır.

2.2.3. Birliktelik kuralı madenciliği

Birliktelik kuralı madenciliği, veri kümelerindeki ögeler arasındaki ilişkileri keşfetmek ve bu ilişkileri anlamak için kullanılır. Bu yöntem, belirli olayların diğer olaylarla birlikte meydana gelme olasılığını belirler. Örneğin, müşterilere, satın aldıkları ürünlerle birlikte başka hangi ürünleri de alma eğiliminde olduklarını önererek, satış artırma stratejilerinde kullanılır. Sağlık sektöründeki kullanımına belirli hastalık belirtilerinin diğer belirtilerle veya tedavi yöntemleriyle olan ilişkilerini analiz ederek, tıbbi teşhis ve tedavi süreçlerini iyileştirmeye yardımcı olması örnek olarak verilebilir. Siber güvenlik alanında ağ trafiği

analizinde, sıkça birlikte görülen anomalileri tespit ederek, potansiyel güvenlik tehditlerini önceden belirlemek için başvurulan bir yöntemdir. Aynı zamanda müşterilerin sepetlerine ekledikleri ürünlerin birbirleriyle olan ilişkilerini inceleyerek, kişiselleştirilmiş alışveriş deneyimleri sunmakta kullanılmaktadır.

Bu tez çalışmasında, Birliktelik Kuralı Madenciliği yöntemi, restoran müşterilerine dinamik sipariş önerileri sunmak amacıyla kullanılmaktadır. Müşterilere, sepetlerindeki ürünlerle birlikte sıkça tercih edilen diğer ürünlerin önerilmesi sağlanmıştır. Bu yöntemin kullanılmasıyla restoranların, belirli ürün kombinasyonlarını hedef alan kampanyalar geliştirebilmesine ve böylece müşteri ilgisini artırmaya olanak sağlanmıştır.

Birliktelik Kuralı Madenciliği, veri kümelerindeki ilişkilerin derinlemesine analiz edilmesi yoluyla, işletmelerin müşterilere daha iyi hizmet sunmalarına ve pazarlama stratejilerini optimize etmelerine olanak tanır. Bu yöntem, restoranların dijitalleşme süreçlerinde müşteri deneyimini ve işletme verimliliğini artıran stratejik bir araç olarak değerlendirilmektedir.

2.3. Veri Seti Hazırlanması

Veri madenciliği yöntemlerinin en iyi sonuçlar verebilmesi için veri tabanındaki sipariş verilerinin fazla olması önemli bir detaydır. Birçok farklı yemek tercihi değerlendirilip o an sipariş vermek üzere olan müşteriye en optimize sonucu verebilmesi için verilerin tutarlı ve optimize edilebilir olması önemlidir.

Veri seti PyCharm ortamında Python programlama dili kullanılarak oluşturulmuştur. Kodları tarafımca yazılmıştır. Hazır kütüphaneler kullanılmıştır.

Veri setinin hazırlanması birkaç adımdan oluşmaktadır. İlk adımda, restoran yönetim sisteminde oluşturulan menü içeriğinin veri madenciliği yöntemlerinin MongoDB (Mongo DataBase) üzerinden işleme alınması sebebiyle MSSQL'deki tablo formatından JSON formatına aktarılma işlemi gerçekleştirilmiştir. Bu işlem için bir Python kodu yazılmıştır. Yemek verileri bir JSON dosyasına yazıldıktan sonra tekrar bir Python kodu yazılarak bu yemek veri seti kullanarak 1000 adet sipariş verisi üretilmiştir. Bu sipariş verileri 1000 adet olsa da siparişler birden fazla ürünü içinde barındırmaktadır. Üretilen bu sipariş verileri de bir JSON dosyasına çıktı alınmıştır.

Sonuç olarak, üretilen bu veri seti 4 değişkenden oluşmaktadır. Bu değişkenler, siparişin ID'sini içeren order_id, siparişteki yemeklerin detaylarını içeren items, siparişin toplam tutarını belirten total_price ve siparişin verildiği tarihi belirten date değişkenleridir. Items değişkenin yapısında iç içelik mevcuttur. Items değişkeni, kendi içinde yemeğin ID'sini belirten "id", yemeğin ismini belirten "name", yemeğin tutarını belirten "price" ve o yemekten kaç adet sipariş edildiğini belirten "quantity" değişkeni olmak üzere 4 alt değişkenden oluşan bir liste olarak tanımlanmıştır. Items değişkeni siparişteki ürünlerin listesini içerir. Her ürün, bir nesne olarak temsil edilir.

"order_id", "items.id", "items.name", "date" değişkenleri String türünde, "items.price", "total_price" değişkenleri double türünde ve "items.quantity" değeri de integer türündedir.

Siparişler restoranın kendi menüsündeki içerikleri içermesi gerektiği için hazır bir veri seti kullanılarak oluşturulmamıştır. Bunun yerine manuel olarak eklenmiştir. Böylece müşteri sipariş verirken ilgili yemeği seçtiğinde ekranına aperatif önerileri çıkabilecektir. Aynı şekilde, tüm veriler analiz edilerek restoranda en çok tercih edilen yemekler yine aynı yöntemle müşterinin ekranına yansıyacaktır. Bu verilerin tutarlı olabilmesi için veri setindeki kayıtların fazla olmasının önemli olmasının yanı sıra yöntemlerin en iyi performansı gösterebilmesi için veri setindeki gürültünün mümkün olduğunca az olmasına, verilerin tutarlı bir dağılım göstermesine önem verilmiştir.

2.4. Kullanılacak Teknolojilerin Belirlenmesi

Proje kapsamında üç ayrı geliştirme aşaması bulunmaktadır. Bu aşamaların ilki restoran yönetim sistemidir. Bu yönetim sistemi C# dili ve .NET Framework teknolojisi yazılan Windows masaüstü uygulamasıdır. Hem ön yüz tasarımı hem de arka yüz tasarımları Visual Studio ortamında gerçekleştirilmiştir. Arka yüz için C# dili kullanılmıştır.

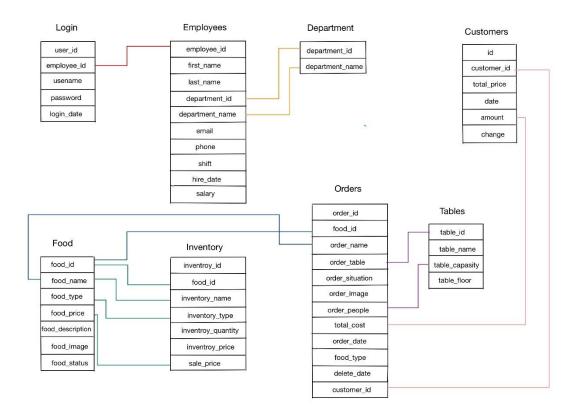
Müşterilerin sipariş vereceği web sitesi JavaScript dili kullanılarak ve React kütüphanesi ile geliştirilmiştir. Bu süreçte, veri transferi için json formatı ve stil tasarımları için CSS kullanılmıştır. Ayrıca, büyük veri işlemlerinin etkin bir şekilde yönetilmesi için veri tabanı bağlantıları MongoDB teknolojisi ile sağlanmıştır. Bu da dinamik ve ölçeklenebilir veri yönetimi imkânı sunmaktadır.

Yemek ve müşteri veri setinin json formatına dönüştürülmesi için Python dilinde kod yazılmıştır. Sık Örüntü Madenciliği ve Birliktelik Kuralı Madenciliği gibi veri madenciliği teknikleri PyCharm ortamında Python dilinde yazılmıştır.

Veri tabanı tasarımında, restoran sahipleri için geliştirilen masaüstü uygulaması MSSQL ile tasarlanmıştır. Müşterilerin sipariş vereceği web sitesinde ise veri madenciliği yöntemlerinin en iyi performansı göstermesi için sipariş verileri MongoDB teknolojisi ile oluşturulmuş ve saklanmıştır.

2.4.1. Veri tabanı tasarımı ve gerçekleştirimi

Veri tabanı tasarımı için iki aşama mevcuttur. Bu aşamaların ilki, restoran yönetim sistemi olan masaüstü uygulaması için kullanılacak olan MSSQL veri tabanıdır. Bu veri tabanı içerisinde yedi ayrı tablo bulunmaktadır. Bu tablolar, sipariş veren müşterilerin bulunduğu *customers* tablosu, restoran içerisindeki departmanların tutulduğu *department* tablosu, çalışanların bilgilerinin tutulduğu *employees* tablosu, menünün bilgilerinin tutulduğu *food* tablosu, uygulama giriş bilgilerinin tutulduğu *login* tablosu, siparişlerin tutulduğu *orders* tablosu, restorandaki masa bilgilerinin tutulduğu *tables* tablosu ve müşteri bilgilerinin tutulduğu *customers* tablosu dahil olmak üzere sekiz tablodan oluşmaktadır.



Şekil 2.2 Veri tabanı diyagramı

Şekil 2.2'de oluşturulan ilişkisel veri tabanının diyagramı görülmektedir.

Veri madenciliği yöntemlerinin kullanılacağı sipariş tablosu ek olarak MongoDB üzerinde işleme alınacaktır. MSSQL performans olarak istenilen verimi vermeyeceği için MongoDB teknolojisi kullanılması uygun görülmüştür. MongoDB, büyük veri ile çalışmak için ideal olan NoSQL bir veri tabanı yönetim sistemidir (DBMS). Bu tasarımda geleneksel ilişkisel veri tabanlarının aksine, hiyerarşik veri modelleri yerine belge tabanlı veri modelleri kullanır. Bu, büyük ve karmaşık veri kümelerini yönetmeyi daha kolay ve ölçeklenebilir hale getirir. Bu nedenle daha iyi bir performans alınması için MongoDB kullanılması uygun görülmüştür.

2.4.2. Arka yüz proje gerçekleştirimi

Bu araştırma tezi, ortak bir hedefe hizmet etmesi amacıyla üç ayrı projenin bir araya gelmesinden oluşmaktadır. Birinci proje, restoran sahiplerinin yönetim sistemi olan Windows Masaüstü Uygulamasıdır. Bu masaüstü uygulaması, içerisinde birden fazla ekran barındıran ve ön yüz ile arka yüzü birbirlerine bağlayan veri tabanı bağlantısı içeren

bir sistemdir. Arka yüz geliştirmeleri Visual Studio ortamında .Net Framework teknolojisi kullanılarak C# dilinde yazılmıştır.

Masaüstü uygulamasının arka yüzünde MSSQL teknolojisi kullanılmıştır. Farklı amaçlara hizmet eden sekiz adet tablo oluşturulmuştur ve bu tablolar arasındaki ilişki Veri Tabanı Tasarımı ve Gerçekleştirimi bölümünde Şekil 2.2'de gösterilmiştir. İlişkisel veri tabanı geliştirilerek verilerin organize ve yapılandırılmış bir şekilde saklanması sağlanmıştır. Veri yönetimini ve erişimini büyük ölçüde kolaylaşmıştır. Veriler tablolar şeklinde düzenlenmiştir ve bu tablolar arasında ilişkiler kurulmuştur. Böylece veri bütünlüğü korunmuş ve veri tutarlılığı sağlanmıştır. Ayrıca, SQL (Structured Query Language) gibi güçlü sorgulama dilleri sayesinde veriye erişim ve manipülasyon işlemleri oldukça esnek ve hızlı bir şekilde gerçekleştirilmektedir. İlişkisel veri tabanı kullanılmasındaki bir başka önemli avantajı, verilerin tekrarlanmadan saklanabilmesi ve gereksiz veri çoğaltmalarının önlenmesi sayesinde depolama alanının verimli kullanılmasıdır. Sonuç olarak, performans kazancı yaşanmıştır.

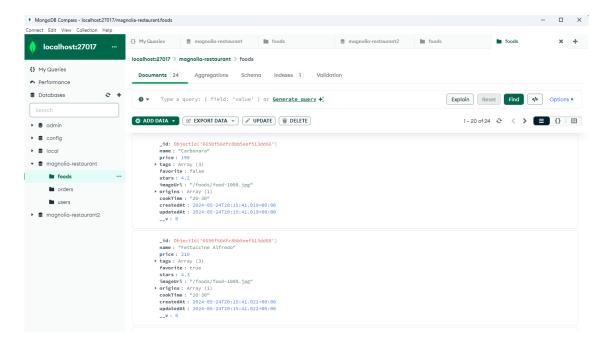
Ekran tasarım dosyaları, Visual Studio ortamında direkt olarak arka yüz geliştirilmesi için gereken dosyalara bağlıdır. Ekrandaki nesnenin üzerine iki kez tıklandığında Visual Studio, otomatik olarak o ögenin fonksiyonunu oluşturmaktadır. Bu yöntem kullanarak ekleme, düzenleme, silme ve temizleme yapan butonlara arka yüz geliştirmeleri yapılmıştır. Bu arka yüz geliştirmeleri, kullanıcı girişlerinin doğrulanması, veri tabanı işlemlerinin yönetilmesi ve kullanıcıya verilerin doğru şekilde sunulması gibi temel işlevleri kapsamaktadır. Windows Forms teknolojisi ve ADO.NET kullanılarak, veri tabanı bağlantıları ve veri işleme işlemleri etkili bir şekilde gerçekleştirilmiştir.

Arka yüz geliştirmelerinin temel yapı taşı, SQL Server veri tabanına bağlantı kuran "SqlConnection" nesnesidir. Bu nesne, "Data Source", "Initial Catalog" ve "Integrated Security" gibi bağlantı parametreleri ile tanımlanmaktadır. SqlConnection, veri işlemleri sırasında açılıp kapatılarak veri tabanına güvenli ve verimli bir şekilde erişim sağlamaktadır. Veri tabanı ile iletişimi sağlayan diğer önemli sınıflar ise SqlCommand, SqlDataReader ve SqlDataAdapter'dır. Bu sınıflar, SQL sorgularını çalıştırmak, sonuçları okumak ve verileri almak için kullanılmıştır.

Veri tabanı işlemleri sırasında oluşabilecek hataları yakalamak ve kullanıcıya göstermek için try-catch blokları kullanılmıştır. Bu sayede, veri tabanı bağlantı hataları veya SQL

sorgularında oluşabilecek hatalar, kullanıcıya anlaşılır hata mesajları ile iletilmiştir ve uygulamanın kararlılığı korunmuştur.

Masaüstü uygulamasının ardından projenin ikinci parçası olan, müşterilerin yemek siparişi vereceği web sitesi geliştirilmiştir. Web sitesi için kullanılan veri tabanı, büyük boyutlu sipariş verilerinin analizlerinin daha hızlı ve daha optimize çalışması için MongoDB tercih edilmiştir. MongoDB kullanılarak performans kayıplarından kaçınılmıştır.



Şekil 2.3 MongoDB ekranı

Şekil 2.3'te "magnolia-restaurant" adlı veri tabanı görülmektedir. Bu veri tabanı içerisinde üç veri dosyası bulunmaktadır. Bu veri dosyaları, yemeklerin tutulduğu "foods" dosyası, kullanıcı bilgilerinin tutulduğu "users" dosyası ve siparişlerin tutulduğu "orders" dosyasından oluşmaktadır. Şekil 2.3'te "foods" veri dosyasında yer alan içeriğin bir kısmı görüntülenmektedir.

Web sitesi için React teknolojisi kullanılmıştır. Proje içerisinde kullanılan kütüphaneler ve kullanım amaçları aşağıdaki gibidir:

Arka yüz tasarımı için birçok kütüphane kullanılmıştır. Kullanıcılara ait şifreleri hashlemek için "bcryptjs" kütüphanesi, Cross-Origin Resource Sharing (CORS) işlemlerini yönetmek için "cors" kütüphanesi, çevresel değişkenleri yönetmek için ve

"dotenv" kütüphanesi, MongoDB ile etkileşimde bulunmak için "mongoose" ODM kütüphanesi kullanılmıştır. Kod değişikliklerini otomatik olarak algılayıp sunucuyu yeniden başlatması için "nodemon" kullanılmıştır.

Web sitesinin ana ekranında, React'ın "useReducer" ve "useEffect" hook'ları kullanılarak yemek ve etiket verilerini yönetilmiştir ve görüntülenmiştir. "useParams" hook'u ile URL parametreleri okunmuştur. Verileri sunucudan çekmek için "foodService.js" isimli dosyadaki asenkron fonksiyonlar, "axios" kütüphanesi ile HTTP istekleri yapmıştır. Bu dosya içerisinde bazı uç noktalar belirlenerek bu uç noktalara komutlarla istek yapılmaktadır. "getAllTags", tüm etiketleri; "getAll", tüm yemekleri; "search", arama terimine göre yemekleri; ve "getById", belirli bir ID'ye göre yemekleri çekmektedir. Sayfa yüklendiğinde veya arama terimi değiştiğinde bu veriler yüklenir. Bu sayede kullanıcının, yemekleri arayabilmesi ve yemekleri görüntüleyebilmesi sağlanmıştır.

Kullanıcıların seçtiği bir yemeğin detaylarını incelemesini ve sepete eklemesini sağlayan diğer ekranda da "useState", "useEffect", ve "useParams" hook'ları kullanılarak yemeğin verileri yönetilmiştir ve URL parametresinden yemeğin ID'si alınmıştır. Fonksiyonlar aracılığıyla, sunucudan yemeğin verileri çekilmiştir ve ekrana yansıtılmıştır. Eğer ilgili yemek bulunamazsa, "NotFound" isimli bileşen aracılığıyla "Yemek bulunamadı!" mesajı ekrana yansıtılmıştır.

Masaüstü uygulamasının ve web sitesinin tamamlanmasının ardından sipariş verilerinin analizi yapılmıştır. Bu analizde Apriori algoritması kullanılmıştır. Analiz PyCharm ortamında Python programlama dili kullanılarak yapılmıştır. Kodları tarafımca yazılmıştır. Hazır kütüphaneler kullanılmıştır.

Analizin öncesinde içerisinde 1000 sipariş verisi içerecek bir sipariş veri seti oluşturulmuştur. Rastgele değer ataması için "random" kütüphanesi, JSON dosyalarında işlem yapılabilmesi için "json" kütüphanesi ve her sipariş için benzersiz birer order_id değeri atanması için "uuid" (Universally Unique Identifier) kütüphanesi kullanılmıştır. Yemeklerin bulunduğu veri seti ilk olarak JSON formatında veri okunurken herhangi bir söz dizisi hatası alınmaması için düzeltilmiştir ve ardından başka bir JSON dosyasına kaydedilmiştir. Ardından, bu dosyadan yemek verileri okunmuştur ve başarıyla yüklendiği kontrol edilmiştir. Daha sonra, bu yemek verileri kullanarak 1000 rastgele sipariş oluşturmak için "create_random_orders" isimli bir fonksiyon oluşturulmuştur. Her

sipariş, rastgele seçilmiş 1 ila 5 yemeği içerecek şekilde hazırlanmıştır ve toplam fiyatı hesaplanmıştır. Son olarak, oluşturulan siparişler "Orders.json" dosyasına kaydedilmiştir. Bu verilere ek olarak "15/04/2024-15/05/2024" tarihlerini kapsayan ve random fonksiyonuyla her siparişe rastgele bir tarih ataması yapılmıştır. Sonuç olarak bu veri seti içerisinde, 1000 sipariş verisi ve her siparişin içerisinde en az 1 ve en çok 5 çeşit yemek içeren bir veri elde edilmiştir.

Bir sonraki aşamada oluşturulan bu sipariş veri seti analiz edilmiştir. Analiz ve sonuçların grafiklerle gösterilmesi için birden fazla kütüphane kullanılmıştır. JSON formatındaki dosyaların okunması ve yazılması için "json" kütüphanesi, veri manipülasyonu ve analizi için "pandas" kütüphanesi, grafikler oluşturmak ve görselleştirme yapmak için "matplotlib.pyplot" kütüphanesi, ileri seviye ve daha esnek veri görselleştirme için "seaborn" kütüphanesi, Apriori algoritması ve birliktelik kuralları madenciliği için "mlxtend.frequent_patterns" kütüphanesi ve React ile gerçekleştirilen web sitesi ile HTTP istekleriyle haberleşebilmesi için "Flask" kütüphanesi kullanılmıştır.

JSON formatındaki sipariş verilerinin yüklenmesinin ardından "pandas" kullanarak DataFrame'e dönüştürülmüştür. Tarih formatlarını ve haftalık/aylık veriler eklenmiştir. Daha sonra, siparişler ürün bazında gruplandırılarak, sepet verilerini boolean değerlere dönüştürülmüştür. Ardından Apriori algoritması kullanılarak sık görülen öge kümeleri belirlenmiştir. Belirlenen sık örüntüler üzerinden birliktelik kuralları çıkarılmıştır. Çıkarılan kuralların çeşitli metrikleri hesaplanarak analiz edilmiştir. Bu metrikler, Önceki Durumun Destek Değeri (Antecedent Support), Sonuç Durumun Destek Değeri (Consequent Support), Destek Değeri, Güven (Confidence) Değeri, Kaldırma (Lift) Değeri, Kaldıraç (Leverage) Değeri, Sağlamlık (Conviction) ve son olarak Zhang'ın Metrik Değeri'dir. Antecedent, analiz edilen yemeği; Consequent ise ilk yemeğin analiz edildiği ikinci yemeği temsil etmektedir. Son olarak, Flask kullanarak bir API oluşturulmuştur ve belirli ürün önerileri bu şekilde web sitesine aktarılmıştır. Analiz kodunun yapısı, genel anlamda veri işleme, analiz, öneri çıkarma ve görselleştirme adımlarını bir araya getiren modüler bir tasarıma sahiptir.

Önceki Durumun Destek Değeri, analiz edilen yemeğin toplam siparişler içinde görülme sıklığını ifade etmektedir. Formül aşağıdaki gibidir.

$$Antecedent\ Support = \frac{Yemeğin\ sipariş\ sayısı}{Toplam\ sipariş\ sayısı}$$

Sonuç Durumun Destek Değeri, analiz edilen ikinci yemeğin toplam siparişler içinde görülme sıklığıdır. Formül aşağıdaki gibidir.

$$Consequent Support = \frac{\dot{I}kinci\ yemeğin\ sipariş\ sayısı}{Toplam\ sipariş\ sayısı}$$

Destek Değeri, hem ilk analiz edilen hem de ikinci analiz edilen yemeklerin birlikte görülme sıklığını ifade etmektedir. İki yemeğin birlikte sipariş edilme olasılığını gösterir ve formül aşağıdaki gibidir.

$$Support = \frac{\dot{l}lk \ yemeğin \ ve \ ikinci \ yemeğin \ sipariş \ sayıları \ toplamı}{Toplam \ sipariş \ sayısı}$$

Güven değeri, ilk yemek sipariş edildiğinde ikinci yemeğin sipariş edilme olasılığıdır. İki yemeğin birlikte alınma olasılığını vermektedir ve formülü aşağıdaki gibidir.

$$Confidence = \frac{Support}{Antecedent\ Support}$$

Kaldırma Değeri, birlikte görülme olasılığının bağımsız olarak görülme olasılığına göre ne kadar daha yüksek olduğunu gösterir. İki ögenin birlikte sipariş edilmesinin rastgelelikten ne kadar daha yüksek olduğunu göstermektedir. Lift, bir yemeğin diğer yemekle ne kadar sıklıkla sipariş edildiğini, bu iki ürünün bağımsız olarak sipariş edilme olasılığına göre karşılaştırmaktadır. Yani, bir ürünün diğer bir ürünü "kaldırma" etkisini ölçer. Lift değeri 1'den büyükse, iki ürünün birlikte satın alınma olasılığı, bağımsız olarak satın alınma olasılığından daha yüksektir ve formül aşağıdaki gibidir:

$$Lift = \frac{Confidence}{Consequent\ Support} = \frac{P(A \cap B)}{P(A) \times P(B)}$$

P(A∩B): A ve B'nin birlikte meydana gelme olasılığı (Support).

P(A): A'nın meydana gelme olasılığı (Antecedent Support).

P(B): B'nin meydana gelme olasılığı (Consequent Support).

Kaldıraç Değeri, gerçekleşen destek ile bağımsızlık durumunda beklenen destek arasındaki farkı göstermektedir. İki ögenin birlikte sipariş edilme sıklığının rastgelelikten ne kadar daha fazla olduğunu ölçer. Kaldıraç, iki ürünün birlikte ne kadar sıklıkla satın alındığını, bu iki ürünün rastgele birlikte satın alınma olasılığına göre ölçer. Bir diğer ifadeyle kaldıraç, bu iki ürünün birlikte satın alınmasının bağımsızlıktan ne kadar sapma gösterdiğini ifade eder. Değer 0 ile 1 arasında değişir ve 0'a ne kadar yakınsa, iki olayın bağımsız olduğunu gösterir.

 $Leverage = Support - (Antecedent Support \times Consequent Support)$

$$Leverage = P(A \cap B) - (P(A) \times P(B))$$

 $P(A \cap B)$: A ve B'nin birlikte meydana gelme olasılığı (Support).

P(A): A'nın meydana gelme olasılığı (Antecedent Support).

P(B): B'nin meydana gelme olasılığı (Consequent Support).

Sonuç 0 ise A ve B olayları bağımsız olaylardır. Sonuç 0'dan büyükse A ve B'nin birlikte olma olasılığı beklenenden daha yüksektir. Sonuç 0'dan küçükse A ve B'nin birlikte olma olasılığı beklenenden daha düşüktür.

Sağlamlık Değeri birinci yemeğin diğer yemeğe bağımlı olma derecesini ölçer. Güven değerinin bir tür tersini alarak hesaplanır. Sağlamlık ne kadar yüksekse, kurallar o kadar sağlamdır. Formülü aşağıdaki gibidir:

$$Conviction = \frac{1 - Consequent\ Support}{1 - Confidence}$$

Zhang'ın Metrik Değeri, Bir ögenin diğerine bağımlı olma derecesini ölçer. Güven değerinin bir tür tersini alarak hesaplanır. Zhang's Metric, Kaldıraç'a benzer bir hesaplama yapar ancak daha karmaşık bir formül kullanır ve doğrusal olmayan bağımlılığı ölçer.

Yukarıda bahsi geçen metriklerin hesaplanmasının yapılmasının ardından her verinin farklı kombinasyonlarının grafikleri çizdirilmiştir. Bu grafiklerin başlıkları: Sipariş Sıklığı Grafiği, Sık Örüntülerin Destek Dağılımı, Birliktelik Kurallarının Güven ve Kaldırma Dağılımları, Destek vs. Güven ve Destek vs. Kaldırma scatter plot'ları, 3D Destek, Güven ve Kaldırma Grafiği, Sık Örüntülerin Boyut Dağılımı, Yemeklerin

Birlikte Görülme Isı Haritası ve En iyi 10 Kuralı gösteren kombinlenmiş scatter plot grafiklerini kapsamaktadır. Bulgular bölümünde bu grafikler incelenmiştir.

Bu işlemlerin yapılmasının ardından, Flask kullanılarak bir web sunucusu oluşturulmuştur. Flask uygulaması ile "/recommendations" isimli uç noktasına HTTP GET istekleri aldığında, belirli bir yemek için öneriler sunan bir API sağlanmıştır. Flask ile uygulama oluşturulurken Cors kütüphanesi ile de servislerin farklı portlar üzerinden işlem gerçekleştirildiğinde bu işlemlere izin verilmesi sağlanmıştır. Ardından "/recommendations" adlı bir GET uç noktası tanımlanmıştır. Flask uygulaması, "item_name" adlı bir sorgu parametresi alarak, bu ögeye ait önerileri "most_frequent_pairs" sözlüğünden bulur ve JSON formatında döndürür. Eğer öneriler bulunamazsa, bir hata mesajı döndürülür. Bu API aracılığıyla, veri analizinin yapıldığı Python ortamı ile web tabanlı yemek öneri sistemi entegre edilmiştir.

Flask uygulamasına ek olarak, haftalık ve aylık favori yemekleri döndüren API uç noktaları da oluşturulmuştur. "/weekly_favorites" ve "/monthly_favorites" adlı GET uç noktaları tanımlanmıştır. Bu uç noktalar, sırasıyla haftalık ve aylık en çok tercih edilen yemekleri döndürmektedir. Haftalık ve aylık favori yemekler, API aracılığıyla JSON formatında istemcilere sunulmaktadır.

"/weekly_favorites" uç noktası, haftanın favori yemeklerini bulmak için veri çerçevesindeki verileri gruplar ve en çok tercih edilen yemekleri sıralayarak döndürür. Benzer şekilde, "/monthly_favorites" uç noktası da ayın favori yemeklerini bulmak için aynı işlemleri gerçekleştirir. Bu sayede kullanıcılar, sadece belirli yemeklere ait öneriler almakla kalmamaktadırlar. Öneri sistemini geliştirerek aynı zamanda haftanın ve ayın favori yemeklerini de görebilir duruma gelinmiştir.

Flask uygulaması, hata ayıklama modunda çalıştırılarak daha detaylı hata mesajları sağlanmaktadır ve böylece sorunların hızlıca tespit edip çözülmesi amaçlanmıştır. Bu hata ayıklama yapısı ile kullanıcı deneyimi iyileştirilmiştir.

Arka yüz geliştirimi ve analiz geliştirmeleri bu işlemlerin gerçekleştirilmesinin ardından son bulmuştur.

2.4.3. Ön yüz proje tasarımı, ekran tasarımı ve gerçekleştirimi

Bu araştırma tezi, ortak bir hedefe hizmet etmesi amacıyla üç ayrı projenin bir araya gelmesinden oluşmaktadır. Birinci proje, restoran sahiplerinin yönetim sistemi olan Windows Masaüstü Uygulamasıdır. Bu masaüstü uygulaması, içerisinde birden fazla ekran barındıran bir sistemdir. Ekran tasarımları Visual Studio ortamında .Net Framework teknolojisi kullanılarak C# dilinde yazılmıştır.

Masaüstü uygulaması, kendi içerisinde görüntüleme ve yönetme ekranları olarak iki ayrı işleve bölünmüştür. Siparişlerin, menünün, restoranda çalışan ekibin ve restorana ait istatistiklerin yalnızca görüntülendiği ekranlar Kullanıcı Denetimi (User Control) türündeki Windows Formlar ile geliştirilmiştir. Görüntüleme ekranlarının Kullanıcı Denetimi formları olarak tercih edilmesinin temel nedeni, uygulamanın sol tarafında yer alan menü bileşeninin her sayfa geçişinde yeniden yüklenmesini önleyerek performans optimizasyonu sağlamaktır. Kullanıcı Denetimi formları, modüler yapıları sayesinde, ana form içerisine dinamik olarak yüklenebilmektedir ve bu da yalnızca gerekli bileşenlerin yüklenmesini sağlayarak bellek kullanımını ve yükleme süresini minimize etmektedir. Bu yaklaşım kullanılarak, uygulamanın yanıt verme hızının artırılması ve kullanıcı deneyiminin iyileştirilmesi hedeflenmiştir.



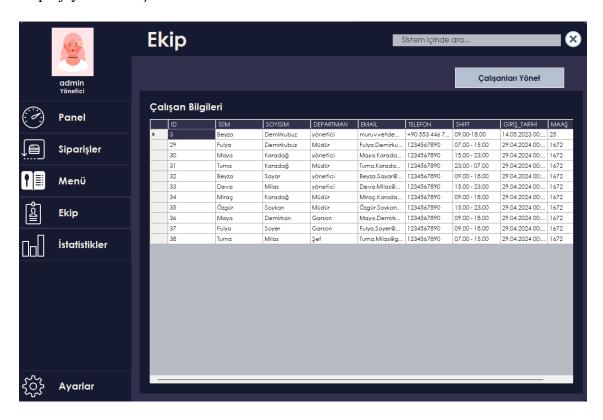
Şekil 2.4 Masaüstü uygulaması Menü ekranı ön yüzü

Şekil 2.4'te görüldüğü üzere verilerin yalnızca görüntülendiği ekranlarda sol tarafta, daha koyu renkte belirtilen navigasyon menüsü ile uygulama içerisinde panel, siparişler, menü, ekip ve istatistikler sayfalarına geçiş yapılması sağlanmıştır. Bu bileşenler buton türünde oluşturulmuş ve butonlara olay işleyiciler eklenerek ilgili butonlara tıklama olayları yakalanmıştır ve sayfalar arasında geçiş yapılması sağlanmıştır. Kullanıcı Denetimi formları oluşturularak yalnızca görüntüleme ve listeleme yapacak olan ekranlar yenilecektir ve navigasyon menüsü ve böylece üst menü bar sabit kalarak performans kayıpları önlenmiştir.

Üst navigasyon çubuğunda, her sayfanın adı yer almaktadır. Sağ tarafına uygulama içerisinde arama yapılmasını sağlayan bir arama alanı ve uygulamanın direkt kapatılmasını sağlayan bir çıkış butonu yerleştirilmiştir. Bu bileşenler Visual Studio'nun sağlamış olduğu sürükle-bırak özelliği kullanılarak ekrana eklenmiştir. Ardından boyut, lokasyon gibi değerleri yeniden düzenlenerek yerleştirilmiştir. Her bir ön yüz elementi, arka planda yapılacak olan işlemlerin daha net anlaşılması için anlaşılır isimlerle adlandırılmıştır.

Navigasyon menüsü ve üst navigasyon çubuğu her görüntüleme ekranında sabit kalmaktadır. Sayfalar arasında verilerin görüntülendiği ekranlar, Kullanıcı Denetimi formları olarak oluşturulmuştur. Bu ekranlar, ana ekran boyutundan daha küçük boyutta oluşturularak menü barlara doğru hizalanarak derlenmiştir. Ekran geçişlerinde yalnızca görüntüleme ve böylece listeleme yapacak olan ekranlar yenileceği için performans kayıpları önlenmiştir.

Proje içerisinde kullanılan tüm fotoğraflar bir online tasarım uygulamasında tasarlanmış ve projeye eklenmiştir.



Şekil 2.5 Masaüstü uygulaması Ekip ekranı ön yüzü

Verilerin görüntülendiği tablolar Şekil 2.5'te görüldüğü üzere .Net'in sunmuş olduğu DataGridView adlı aracı ile oluşturulmuştur. DataGridView'lar, kullanıcı arayüzü ile veri tabanı arasındaki veri senkronizasyonunu ve verinin tablo şeklinde ekrana yansımasını sağlamaktadır.

Şekil 2.5'te görülen Kullanıcı Denetimi ekranının sağ üst alanında yer alan "Menüyü Yönet" butonuna tıklanarak görüntüleme ekranlarından yönetim ekranlarına geçiş yapılmaktadır.

Sipariş, menü ve ekibin yönetim ekranları Windows Form türünde oluşturulmuştur. Yönetim ekranları, dört bölümden oluşmaktadır. Navigasyon menüsünde yer alan Panel, Menüyü Yönet, Siparişleri Yönet ve Ekibi Yönet butonları ile bu bölümler arasında geçiş yapılmaktadır.

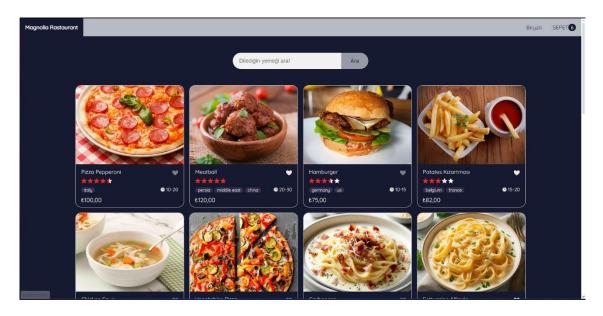


Şekil 2.6 Masaüstü Uygulaması Ekibi Yönet ekranı ön yüzü

Şekil 2.6'te görüleceği üzere üst alanda menü içerikleri görüntülenmektedir. Tablodaki bir verinin üzerine tıklandığında arka planda Cell_Click fonksiyonu çalışmaktadır ve ekranın altında yer alan paneldeki form alanlarına o kayda ait veriler yansımaktadır. Böylece çalışan, bu kayıt üzerinde düzenleme ve silme işlemleri gerçekleştirebilmektedir. "Temizle" butonuna tıklayarak bu form alanındaki veriler silinir ve eklemek istenen bir içerik varsa ID hariç, diğer alanları doldurarak ekleme işlemleri gerçekleştirebilir. ID, sistem tarafından otomatik olarak artan şekilde eklenmektedir ve böylece büyük verilerde ID çatışması yaşanmasının önüne geçilmiştir.

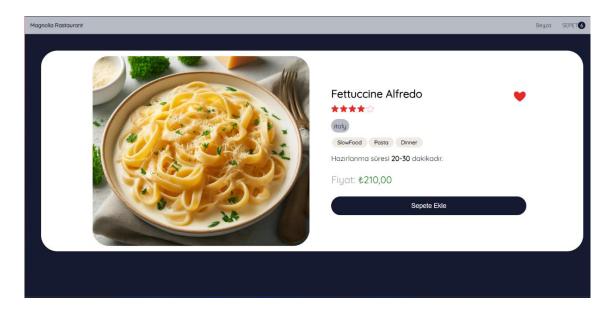
Masaüstü uygulamasının ardından projenin ikinci parçası olan, müşterilerin yemek siparişi vereceği web sitesi geliştirilmiştir. Web sitesi için React teknolojisi kullanılmıştır. Proje içerisinde kullanılan kütüphaneler ve kullanım amaçları aşağıdaki gibidir:

Ön yüz için birçok kütüphane kullanılmıştır. HTTP isteklerini yapmak için "axios" kütüphanesi, form yönetimi için "react-hook-form" kütüphanesi, React uygulamasında yönlendirme işlemleri için "react-router-dom" kütüphanesi, Create React App tarafından sağlanan ve uygulamayı başlatma, build etme, test etme gibi işlemleri için "react-scripts" kütüphanesi, bildirimler oluşturmak için "react-toastify" kütüphanesi kullanılmıştır. Web sitesi, Chrome, Firefox, Opera ve Safari tarayıcılarında çalışmaktadır.



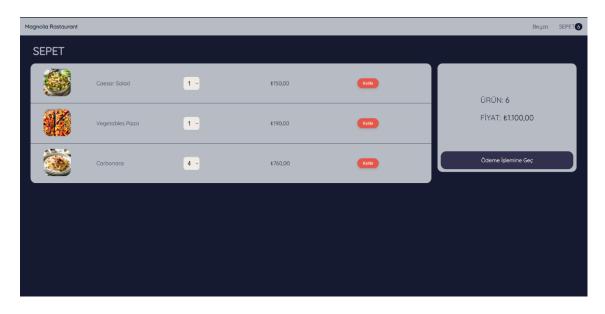
Şekil 2.7 Web sitesinin ana ekran ön yüzü

Web sitesinin ana ekranı Şekil 2.7'de görüldüğü gibidir. Kullanıcının web sitesine girdiğinde görüntüleyeceği ilk ekran Şekil 2.7'deki ana ekrandır. Proje için örnek bir restoran oluşturulmuştur ve bu restorana "Magnolia Restaurant" adı verilmiştir. Üst kısımda yer alan Header alanında sol tarafta restoranın ismi, sağ tarafta ise giriş yapılan kullanıcının ismi ile kullanıcının sepetine direkt geçişin sağlanacağı butonlar yerleştirilmiştir. Ana ekranın kalan kısmında veri tabanındaki tüm yemekler görüntülenmektedir. Aynı zamanda her yemek kartının içinde yemeğin adı, yemeğe verilen yıldız puanı, yemeği daha iyi tanımamıza yardımcı olacak etiketleri, hazırlanma süresi ve yemeğin fiyatı görüntülenmektedir. Bu özelliklerin eklenmesiyle müşteri, hazırlanma süresi ve almış olduğu yıldız puanlarıyla seçenekleri değerlendirerek de yemek siparişini verebilmesi sağlanmıştır.



Şekil 2.8 Yemek ekranının ön yüzü

Ana ekrandaki yemeklerin herhangi birine tıklandığında o yemeğin detaylarını içeren yemek ekranı Şekil 2.8'de görüldüğü gibidir. Bu sayfada da Header alanı ana ekrandaki gibidir. Sayfanın diğer kalan alanında, sol tarafta yemeğe ait fotoğraf gösterilmektedir. Sağ tarafta ise yemeğin adı, yemeğe ait yıldız puanı, yemek hakkında bilgi veren etiketleri, hazırlanma süresi ve fiyatı hakkında bilgi veren alan bulunmaktadır. Hemen altındaki buton, ekrandaki ürünün sepete eklenmesini sağlamaktadır.

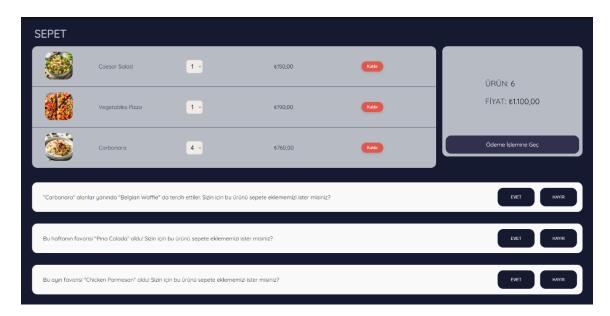


Şekil 2.9 Sepet ekranı ön yüzü

Sepet sayfasının ön yüzü Şekil 2.9'deki gibidir. Kullanıcının sepete eklediği ürünlere iki farklı şekilde gidilmektedir. İlk seçenek, Header alanının en sağında bulunan "SEPET"

isimli buton ile, ikinci seçenek de Şekil 2.8'deki "Sepete Ekle" butonuna tıklanması sonucunda direkt Sepet sayfası açılmaktadır. Bu sayfada, sepete eklenen yemeklerin bilgileri bulunmaktadır. Yemekler satır satır görüntülenmektedir. Her bir satır aynı yapıyı kullanmaktadır. Satırın solunda yemeğin fotoğrafı, onun hemen sağında yemekten kaç adet sipariş edileceği, onun hemen sağında yemeğin fiyatı ve onun hemen sağında ise yemeğin direkt olarak sepetten kaldırılmasını sağlayan "Kaldır" butonu yer almaktadır.

Ekranın sağında ise sepetteki toplam ürün sayısının ve toplam tutarın görüntülendiği bir alan kullanılmıştır. Ödeme ekranına bu alanda bulunan "Ödeme İşlemine Geçin" isimli buton aracılığıyla gidilmektedir.



Şekil 2.10 Veri madenciliği analizi sonucunda sunulan öneriler

API'nin iki projeye de entegre edilmesinin ardından Sepet ekranına yansıyan çıktı Şekil 2.10'daki gibidir. Burada artık sepete en son eklenen ürüne ek olarak, en sık görüldüğü diğer yemeğin önerisi yapılmaktadır. Aynı zamanda haftanın ve ayın favorileri de öneri olarak sunulmaktadır.

2.4.4. Sonuçların analiz edilmesi

Sık Örüntü Madenciliği ve Birliktelik Kuralı Madenciliği gibi veri madenciliği tekniklerinden olan Apriori algoritması kullanarak sipariş verileri analiz edilmiştir. Analizler sonucunda elde edilen sonuçlar bu bölümde tablolar aracılığıyla aktarılacaktır.

Tablo 2.1 Apriori Algoritması ile elde edilen eşleşmelerin analizi

Yemek	En Sık Eşleştiği Yemek	Destek Değeri	Güven Değeri	Kaldırma Değeri
Chicken	Hamburger	0,018	0,139534884	1,153
Parmesan				
Iced Lemonade	Fettuccine Alfredo	0,021	0,156716418	1,328
Cappuccino	Cheeseburger	0,021	0,185840708	1,463
Pizza Pepperoni	Patates Kızartması	0,023	0,2	1,6
Hamburger	Caesar Salad	0,022	0,181818182	1,42
Pina Colada	Chicken Soup	0,021	0,159090909	1,214
Chicken Shawarma	Fettuccine Alfredo	0,02	0,165289256	1,401
Eggs Benedict	Falafel Wrap	0,021	0,166666667	1,502
Caesar Salad	Hamburger	0,022	0,171875	1,42
Veggie Burger	Vegetables Pizza	0,019	0,171171171	1,359
Fried Potatoes	Pizza Pepperoni	0,023	0,184	1,6
Vegetables Pizza	Fried Potatoes	0,022	0,174603175	1,397
Virgin Mojito	Cheeseburger	0,022	0,191304348	1,506
Chicken Soup	Carbonara	0,021	0,160305344	1,272
Hot Chocolate	Falafel Wrap	0,021	0,168	1,514
Cheeseburger	Virgin Mojito	0,022	0,173228346	1,506
Iced Caramel Macchiato	Chicken Soup	0,021	0,160305344	1,224
Falafel Wrap	Eggs Benedict	0,021	0,189189189	1,502
Meatball	Cheeseburger	0,02	0,15625	1,23
Chocolate Brownie	Fried Potatoes	0,02	0,157480315	1,26
Belgian Waffle	Chocolate Brownie	0,017	0,166666667	1,312
Carbonara	Chicken Soup	0,021	0,166666667	1,272
Fettuccine Alfredo	Iced Lemonade	0,021	0,177966102	1,328
Tiramisu	Chicken Shawarma	0,016	0,144144144	1,191

Bu tabloda Apriori algoritması kullanılarak elde edilen en sık görülen çiftler yer almaktadır. "En Sık Eşleştiği Yemek" kolonu analiz edilen yemeğin en sık birlikte sipariş edildiği diğer yemeği göstermektedir. Algoritma, yüksek destek ve güven değerlerine sahip olan çiftleri bulur. Bu çiftler, belirli bir destek ve güven eşiğinin üzerinde olan yemeklerdir. Bu çiftler, bir arada en sık sipariş edilen yemekleri temsil etmektedir.

Örneğin, tablodaki dördüncü satırda görüldüğü üzere, Pizza Pepperoni yemeği en çok patates kızartması ile tercih edilmiştir.

"Destek Değeri" isimli kolonda bu yemek çiftinin tüm siparişler içindeki görülme oranı gözlemlenmektedir. Örneğin, 0,023 değeri, Pizza Pepperoni ve patates kızartması yemeklerinin toplam siparişlerin %1,8'inde birlikte görüldüğünü göstermektedir.

"Güven Değeri" isimli kolonda, analiz edilen yemeğin sipariş edildiğinde, diğer yemeğin de sipariş edilme olasılığını göstermektedir. Örneğin, 0,2 değeri, Pizza Pepperoni sipariş edildiğinde %20 olasılıkla patates kızartmasının da sipariş edildiğini göstermektedir.

"Kaldırma Değeri" isimli kolonda iki yemeğin birlikte sipariş edilme olasılığının, bağımsız olarak sipariş edilme olasılıklarına göre ne kadar arttığını göstermektedir. Örneğin, 1,6 değeri, Pizza Pepperoni ve patates kızartmasının birlikte sipariş edilme olasılığının, bu iki yemeğin bağımsız sipariş edilme olasılığından %16 daha fazla olduğunu gösterir.

Tablo 2.2 Restoranda haftalık en çok tercih edilen yemeklerin analiz sonuçları

Hafta	Yemek	Sipariş Sayısı	
16	Pina Colada	221	
17	Chicken Parmesan	210	
18	Fried Potatoes	193	
19	Iced Lemonade	212	
20	Fettuccine Alfredo	97	

Haftanın en çok tercih edilen yemeklerini içeren tabloda, hafta kolonu ilgili satırın 2024 yılının kaçıncı haftasına denk geldiğini belirtir. Örneğin yılın 16. haftasında en çok tercih edilen yemek Pina Colada olmuştur ve o hafta içerisine 221 kez sipariş verilmiştir. Bunun gibi beş haftalık analiz sonucu Tablo 2.2'de görülmektedir.

Tablo 2.3 Restoranda aylık en çok tercih edilen yemeklerin analiz sonuçları

Ay	Yemek	Sipariş Sayısı
4	Chicken Parmesan	450
5	Iced Lemonade	447

Tablo 2.3'te 2024 yılının 4. ve 5. aylarında yani nisan ve mayıs aylarında en çok tercih edilen yemeklerin listesi yer almaktadır. Nisan ayında en çok Chicken Parmesan yemeği tercih edilmiştir ve bu yemek 450 kez sipariş verilmiştir.

Tablo 2.4 Restorandaki yemeklerin Apriori algoritması ile analizinin sonuçları

Antece dents	Conseq uents	Antec edent Suppo rt	Conse quent Suppo	Sup port	Confi dence	Lif t	Lever age	Convi ction	Zha ng's Met ric
Carbon ara	Belgian Waffle	0,126	0,102	0,01 4	0,111	1,0 89	0,00	1,010	0,09
Carbon ara	Eggs Benedic t	0,126	0,126	0,01 6	0,126	1,0 07	0,00	1,001	0,00
Carbon ara	Falafel Wrap	0,126	0,111	0,01 6	0,126	1,1 44	0,00	1,018	0,14 4
Carbon ara	Fettucci ne Alfredo	0,126	0,118	0,01 8	0,142	1,2 10	0,00	1,029	0,19 9
Carbon ara	Fried Potatoe s	0,126	0,125	0,01 7	0,134	1,0 79	0,00	1,011	0,08
Carbon ara	Pizza Peppero ni	0,126	0,115	0,01 5	0,119	1,0 35	0,00 05	1,004	0,03
Carbon ara	Vegeta bles Pizza	0,126	0,126	0,02	0,158	1,2 59	0,00	1,038	0,23 5
Carbon ara	Virgin Mojito	0,126	0,115	0,01 7	0,134	1,1 73	0,00	1,023	0,16 8

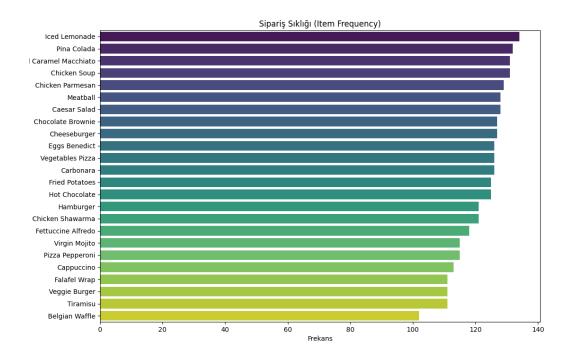
Tablo 2.4'te, Apriori algoritması ile Carbonara isimli yemeğin sipariş edildiğinde, en çok hangi yemeklerle birlikte sipariş edildiğini ve bu ilişkilerin ne kadar güçlü olduğunu belirten analiz sonuçları yer almaktadır. Tablo 2.4'te yalnızca Carbonara yemeğinin analizi yer almaktadır ama ilgili analiz kodunda tüm yemekler için bu analiz gerçekleştirilmiştir.

Bu tabloda Antecedents kolonu, analiz edilen yemeği göstermektedir. "Consequents" isimli kolon, Carbonara sipariş edildiğinde birlikte sipariş edilen yemeği temsil etmektedir. "Antecedent Support" isimli kolon, Carbonara'nın tüm siparişlerde görülme oranını temsil etmektedir. "Consequent Support" isimli kolon Carbonara ile sipariş edilen

ögenin tüm siparişlerde görülme oranını temsil etmektedir. "Support" isimli kolon hem Carbonara hem de Carbonara ile sipariş verilen diğer yemeğin birlikte sipariş edilme oranını göstertmektedir. "Confidence" isimli kolon, Carbonara sipariş edildiğinde, sonraki ögenin de sipariş edilme olasılığını gösterir. "Lift" isimli kolon, iki yemeğin birlikte sipariş edilme olasılığının, bağımsız olarak sipariş edilme olasılıklarına göre ne kadar arttığını göstermektedir. "Leverage" isimli kolon, iki yemeğin birlikte sipariş edilme sıklığının, bağımsız sipariş edilme sıklığınıa göre farkını göstermektedir. "Conviction" isimli kolon, Carbonara sipariş edilip diğer yemeğin sipariş edilmediği durumların oranını gösterir. "Zhang's Metric" isimli kolonda, iki yemek arasındaki ilişki gücünü gösteren bir ölçümün değeri görülmektedir.

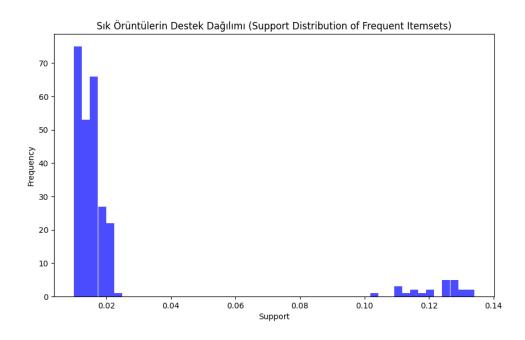
3. BULGULAR VE TARTIŞMA

Veri setinin oluşturulması ve veri madenciliği yöntemleri kullanılarak yemek verilerinin analizlerinin yapılmasının ardından hem veri seti hakkında hem de kullanılan yöntemlerin ne şekilde etkili çalıştığını gözlemlemek adına yazılmış olan Python kodunun analiz grafikleri aşağıdaki gibidir.



Şekil 3.1 Sipariş Sıklığı grafiği

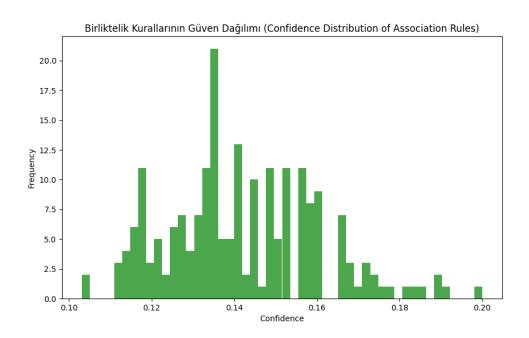
Şekil 3.1'deki grafikte, farklı yemeklerin sipariş edilme sıklığı gösterilmektedir. Yatay eksende frekans, dikey eksende ise yemek isimleri yer almaktadır. Grafikte en üst sıralarda yer alan ürünler, en sık sipariş edilen ürünlerdir. Bu ürünler arasında Iced Lemonade, Pina Colada ve Caramel Macchiato gibi içecekler dikkat çekmektedir. Bu grafik aracılığıyla, müşterilerin bu ürünleri sıklıkla tercih ettiği gözlemlenmiştir. Grafikte farklı kategorilerde yiyecek ve içecekler bulunmaktadır. Bu çeşitlilik, menünün geniş bir yelpazeye sahip olduğunu ve farklı müşteri tercihlerini karşılayabildiğini göstermiştir. Grafiğin alt sıralarında yer alan ürünler, daha az sıklıkla sipariş edilen ürünlerdir. Örneğin, Belgian Waffle ve Tiramisu gibi tatlılar daha az tercih edilmektedir. Bu, bu ürünlerin popülerliğinin düşük olduğunu veya menüde daha fazla tanıtım gerektirdiğini göstermektedir. Bu grafik aynı zamanda daha az popüler olan ürünlerin tanıtımının artırılması veya menüden çıkarılması gibi kararlar alınmasını sağlamaktadır.



Şekil 3.2 Sık Örüntülerin Destek Dağılımı grafiği

Şekil 3.2'deki grafikte, sık örüntülerin destek değerlerinin dağılımı gösterilmektedir. Yatay eksende destek değerleri, dikey eksende ise frekans yer almaktadır. Bu grafik, sık örüntülerin destek değerlerinin dağılımını anlamak ve analiz etmek için kullanılmıştır. Grafikte çoğu sık örüntünün destek değerinin düşük olduğu görülmektedir. Bu, sık örüntülerin genellikle küçük bir kısmının yüksek destek değerine sahip olduğunu, büyük bir kısmının ise düşük destek değerlerinde yoğunlaştığını göstermektedir. Grafiğin sol

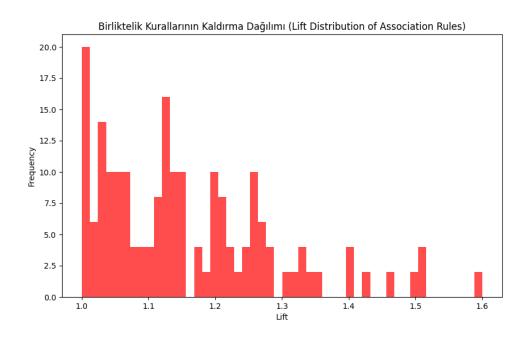
tarafında, 0,02'nin altında yoğun bir destek değeri dağılımı vardır. Bu, birçok sık örüntünün düşük destek değerine sahip olduğunu ve dolayısıyla bu örüntülerin veri tabanındaki çoğu işlemde nadiren görüldüğünü göstermektedir. Grafiğin sağ tarafında, 0,10 ve üzeri destek değerlerine sahip az sayıda sık örüntü bulunmaktadır. Bu, bu örüntülerin veri tabanında daha yaygın olduğunu ve daha sık görüldüğünü göstermektedir. Bu dağılım analizi ile, destek değerlerine göre sık örüntülerin nasıl dağıldığının anlaşılmasını sağlanmıştır. Sonuç olarak, yüksek destek değerlerine sahip örüntüler, daha önemli ve yaygın örüntüler olarak kabul edilmiştir. Geleceğe yönelik adımlar atılması noktasında, bu ürünlere ağırlık verilmelidir.



Şekil 3.3 Birliktelik Kurallarının Güven Dağılımı grafiği

Şekil 3.3'teki grafikte, birliktelik kurallarının güven değerlerinin dağılımı gösterilmektedir. Güven değeri, bir öncül (antecedent) verildiğinde sonucun (consequent) olma olasılığını ifade eder. Güven, birliktelik kurallarında önemli bir metriktir ve bir kuralın güvenilirliğini ölçer. Yatay eksende güven değerleri, dikey eksende ise frekans yer almaktadır. Bu grafik, birliktelik kurallarının güven değerlerinin dağılımını anlamak ve analiz etmek için kullanılmıştır. Yüksek güven değerlerine sahip kurallar, daha güvenilir ve anlamlı ilişkilere işaret etmektedir. Grafikte, çoğu birliktelik kuralının güven değerinin 0,12 ile 0,16 arasında yoğunlaştığı görülmektedir. Bu, çoğu kuralın, belirli bir öncül verildiğinde sonuç olma olasılığının bu aralıkta olduğunu gösterir. Örneğin, bir

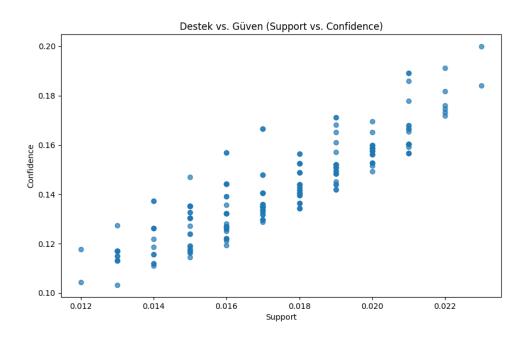
kuralın güven değeri 0,14 ise, bu kuralın öncülü gerçekleştiğinde sonucun gerçekleşme olasılığı %14'tür. Grafikte, 0,10 ile 0,12 arasında düşük güven değerlerine sahip kurallar da bulunmaktadır. Bu kuralların sonuçlarının gerçekleşme olasılığı daha düşüktür ve bu nedenle daha az güvenilirdir. 0,16'nın üzerinde daha az sayıda kural bulunmaktadır. Bu kuralların sonuçlarının gerçekleşme olasılığı daha yüksektir ve daha güvenilirdir. Güven değerlerinin dağılımını analiz etmek, hangi kuralların daha güvenilir olduğunu belirlemek için önemlidir. Yüksek güven değerlerine sahip kurallar, daha güçlü ve anlamlı ilişkilere işaret etmektedir.



Şekil 3.4 Birliktelik Kurallarının Kaldırma Dağılımı grafiği

Şekil 3.4'teki grafikte, birliktelik kurallarının kaldırma (lift) değerlerinin dağılımı gösterilmektedir. Yatay eksende kaldırma değerleri, dikey eksende ise frekans yer almaktadır. Bu grafik, birliktelik kurallarının kaldırma değerlerinin dağılımını anlamak ve analiz etmek için kullanılmıştır. Yüksek kaldırma değerlerine sahip kurallar, daha güçlü ve anlamlı ilişkilere işaret etmektedir. Grafikte, çoğu birliktelik kuralının kaldırma değerinin 1,0 ile 1,2 arasında yoğunlaştığı görülmektedir. Bu, çoğu kuralın, öncülün varlığının sonucu daha olası hale getirmede düşük bir etkisi olduğunu gösterir. Grafikte, kaldırma değeri 1,0 olan birçok kural bulunmaktadır. Bu, öncül ve sonucun birbirinden bağımsız olduğu ve öncülün varlığının sonucun olasılığını artırmadığı anlamına gelir. 1,2'nin üzerinde daha az sayıda kural bulunmaktadır. Bu kurallar, öncülün varlığının

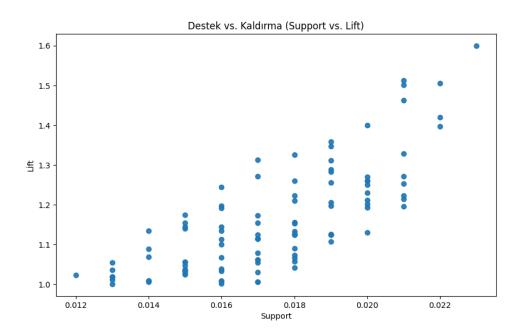
sonucu daha olası hale getirdiğini ve bu nedenle daha güçlü bir ilişki olduğunu gösterir. Ancak, 1.5 ve üzeri kaldırma değerine sahip çok az sayıda kural bulunmaktadır. Kaldırma değerleri, birliktelik kurallarının gücünü ve ne derece anlamlı olduğunu değerlendirmek için önemli bir etkendir. Yüksek kaldırma değerlerine sahip kurallar, öncül ve sonuç arasındaki güçlü ilişkilere işaret etmektedir. Bu nedenle pazarlama stratejileri belirlenirken dikkate alınması gereken değerlerden biridir.



Şekil 3.5 Desek ve Güven grafiği

Şekil 3.5'teki grafikte, birliktelik kurallarının destek ve güven değerleri arasındaki ilişki gösterilmektedir. Yatay eksende destek değerleri, dikey eksende ise güven değerleri yer almaktadır. Bu grafik, birliktelik kurallarının destek ve güven değerleri arasındaki ilişkiyi anlamak ve analiz etmek için kullanılmıştır. Bu tür bir analiz ile daha güçlü ve anlamlı kurallar belirlenmektedir. Grafikte destek ve güven değerleri arasında genel olarak pozitif bir ilişki gözlenmektedir. Yani, destek değeri arttıkça güven değeri de artma eğilimindedir. Bu, yüksek destek değerine sahip kuralların aynı zamanda yüksek güven değerine sahip olma olasılığının yüksek olduğunu göstermektedir. Grafikteki veri noktaları, belirli destek ve güven aralıklarında yoğunlaşmıştır. Özellikle 0,012 ile 0,022 destek değerleri ve 0,12 ile 0,20 güven değerleri arasında yoğunluk gözlenmektedir. Bu, çoğu kuralın bu aralıklarda olduğunu gösterir. Destek ve güven değerlerinin geniş bir yelpazede dağıldığı görülmektedir. Bu çeşitlilik, menü içeriklerinin kendi aralarında

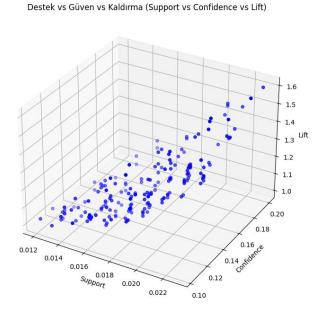
farklı kombinasyonların ve ilişkilerin mevcut olduğunu gösterir. Birliktelik kuralların güçlü ve güvenilir olup olmadığını belirlemek için Şekil 3.5'teki grafiğe başvurulmuştur. Yüksek destek ve güven değerlerine sahip kurallar, daha güçlü ve güvenilir ilişkiler olarak kabul edilir ve bu grafik sonucunda, yemekler arasında güçlü ve güvenilir bir ilişki olduğu görülmektedir.



Şekil 3.6 Destek ve Kaldırma grafiği

Şekil 3.6'daki grafikte, birliktelik kurallarının destek ve kaldırma değerleri arasındaki ilişki gösterilmektedir. Yatay eksende destek değerleri, dikey eksende ise kaldırma değerleri yer almaktadır. Bu grafik, birliktelik kurallarının destek ve kaldırma değerleri arasındaki ilişkiyi anlamak ve analiz etmek için kullanılmıştır. Bu analiz, daha güçlü ve anlamlı kuralların belirlenmesine yardımcı olması amacıyla yapılmıştır. Grafikte destek ve kaldırma değerleri arasında genel olarak pozitif bir ilişki gözlenmektedir. Yani, destek değeri arttıkça kaldırma değeri de artma eğilimindedir. Bu, yüksek destek değerine sahip kuralların aynı zamanda yüksek kaldırma değerine sahip olma olasılığının yüksek olduğunu gösterir. Grafikteki veri noktaları, belirli destek ve kaldırma aralıklarında yoğunlaşmıştır. Özellikle 0,012 ile 0,022 destek değerleri ve 1,0 ile 1,3 kaldırma değerleri arasında yoğunluk gözlenmektedir. Bu, çoğu kuralın bu aralıklarda olduğunu gösterir. Grafikte, 1,5'in üzerinde kaldırma değerine sahip bazı kurallar da bulunmaktadır. Bu kurallar, öncülün varlığının sonucu daha olası hale getirdiğini ve bu nedenle güçlü bir

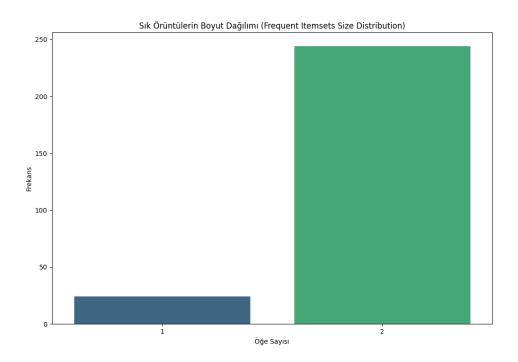
ilişki olduğunu gösterir. Destek ve kaldırma değerleri arasındaki ilişki analiz edilerek kuralların güçlü ve anlamlı olup olmadığını belirlenmiştir. Şekil 3.5 ve Şekil 3.6'daki grafikler bize, veri setindeki menü içerikleri arasında kurulan ilişkinin tutarlı, güçlü ve anlamlı olduğunu kanıtlamıştır.



Şekil 3.7 Destek, Güven ve Kaldırma grafiği

Şekil 3.7'deki grafikte, birliktelik kurallarının destek, güven ve kaldırma değerleri arasındaki üç boyutlu ilişki gösterilmektedir. X ekseni destek, Y ekseni güven ve Z ekseni kaldırma değerlerini temsil etmektedir. Bu grafik, birliktelik kurallarının üç önemli metriği olan destek, güven ve kaldırma arasındaki ilişkiyi anlamak ve analiz etmek için kullanılmıştır. Daha öncesinde oluşturulan grafiklerin yanı sıra, bu üç önemli etkenin bir arada nasıl konumlandığının ve aralarındaki ilişkisinin gözlenmesi amacıyla üç boyutlu olarak görselleştirilmiştir. Böylece bu üç metrik arasındaki karmaşık ilişkileri daha iyi anlaşılmasına olanak tanınmıştır. Veri noktalarının yoğunlaştığı bölgeler, belirli destek ve güven aralıklarında kaldırma değerlerinin nasıl dağıldığını gösterir. Örneğin, 0,014 ile 0,020 destek ve 0,12 ile 0,16 güven aralıklarında birçok veri noktası bulunmaktadır. Bu, çoğu kuralın bu aralıklarda yer aldığını gösterir. Genel olarak, destek ve güven değerleri arttıkça kaldırma değerinin de artma eğiliminde olduğunu gözlemlenmiştir. Bu, yüksek

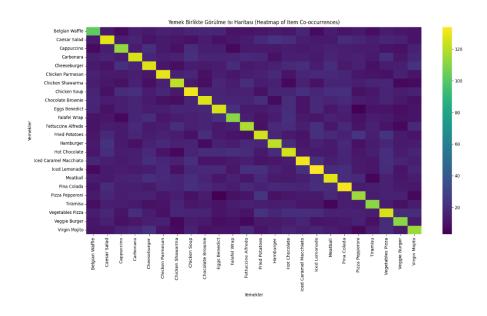
destek ve güven değerlerine sahip kuralların aynı zamanda yüksek kaldırma değerine sahip olma olasılığının da yüksek olduğunu gösterir. Bu üç boyutlu grafik, üç değerin ilişkisindeki karmaşıklığını daha iyi anlamamıza yardımcı olmuştur. Sonuç olarak yüksek kaldırma değerine sahip kuralların aynı zamanda yüksek destek ve güven değerlerine sahip olması sonucunda bu kuralların güçlü ve anlamlı ilişkiler içerdiği gözlemlenmiştir.



Şekil 3.8 Sık Örüntülerin Boyut Dağılımı grafiği

Şekil 3.8'deki grafikte, sık örüntülerin boyut dağılımı gösterilmektedir. Yatay eksende öge sayısı, dikey eksende ise frekans yer almaktadır. Bu grafik, sık örüntülerin boyutlarının dağılımını anlamak ve analiz etmek için kullanılmıştır. İki ögeli kombinasyonların yüksek frekansı, bu tür kombinasyonların öneri sistemleri ve pazarlama stratejilerinde önemli bir rol oynayabileceğini göstermektedir. Grafikte, sık örüntülerin çoğunun iki ögeden oluştuğu görülmektedir. Bu, iki ögeli kombinasyonların veri tabanında sıkça görüldüğünü ve bu tür kombinasyonların müşteriler tarafından daha fazla tercih edildiğini göstermiştir. Bir ögeli sık örüntüler de bulunmaktadır, ancak frekansları iki ögeli örüntülere göre oldukça düşüktür. Bu, müşterilerin çoğunlukla birden fazla öge içeren kombinasyonları tercih ettiğini göstermektedir. Bu boyut dağılımı analizi ile müşterilerin alışveriş sepetlerinde ne tür kombinasyonları tercih ettiğini daha

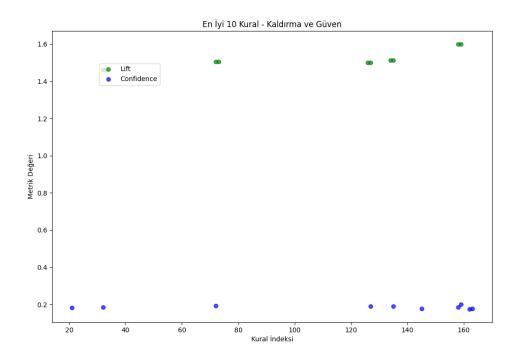
açıklayıcı bir şekilde ifade edilmiştir. İki ögeli kombinasyonların yüksek frekansı, bu tür kombinasyonlara odaklanarak öneri sistemlerinin ve pazarlama stratejilerinin optimize edilmesine yardımcı olacaktır. Tek ögeli örüntüler, müşterilerin belirli tek ürünleri sıkça satın aldığını göstermektedir, ancak kombinasyonlara kıyasla daha az yaygındır. Bu tek ögeli örüntüler üzerinde de durularak farklı pazarlama stratejileri geliştirilmesine olanak sağlanmıştır.



Şekil 3.9 Yemek Birlikte Görülme Sıklığı Isı Haritası

Şekil 3.9'daki grafikte, farklı yemeklerin birlikte sipariş edilme sıklığı ısı haritası (heatmap) olarak gösterilmektedir. Yatay ve dikey eksenlerde yemek isimleri yer almakta ve renk yoğunluğu birlikte sipariş edilme sıklığını göstermektedir. Bu grafik, farklı yemeklerin birlikte sipariş edilme sıklığını görselleştirerek restoranın menüsünü ve müşteri tercihlerini anlamak ve analiz etmek için kullanılmıştır. Sarı ve yeşil tonlar, yemeklerin birlikte sipariş edilme sıklığının yüksek olduğu noktaları temsil ederken, mor tonlar daha düşük sıklığı göstermektedir. Diyagonal üzerindeki sarı çizgi, her yemeğin kendisiyle birlikte sipariş edilme sıklığını temsil etmektedir ve bu nedenle en yüksek değerlere sahiptir. Grafikte belirgin sarı ve yeşil noktalar, müşterilerin birlikte sipariş etmeyi tercih ettiği popüler yemek kombinasyonlarını göstermektedir. Örneğin, belirli yemek çiftlerinin birlikte sıkça sipariş edildiği görülmektedir. Isı haritasının geniş bir renk yelpazesi, müşterilerin geniş bir yelpazedeki yemek kombinasyonlarını denediğini ve çeşitli yemekleri birlikte sipariş ettiği sonucuna ulaşmamızı sağlamıştır. Bu analiz

sayesinde, restoranın farklı müşteri tercihlerini karşıladığı gözlemlenmiştir. Bu ısı haritası kullanılarak restoranın menüsünü optimize etmesi ve popüler kombinasyonlarını vurgulaması sağlanmıştır. Popüler yemek çiftleri belirlenerek, bu kombinasyonlar için özel teklifler veya promosyonlar oluşturma fırsatı sunulmuştur. Bu grafik ile yemeklerin birlikte sipariş edilme sıklığı anlaşılmış olup stratejik menü planlaması ve müşteri memnuniyetini artırmak için önemli bilgilerin elde edilmesine olanak sağlanmıştır.



Şekil 3.10 En iyi 10 Kural grafiği

Bu grafikte, en iyi 10 birliktelik kuralının kaldırma ve güven değerleri gösterilmektedir. Yatay eksende kural indeksleri, dikey eksende ise metrik değerleri yer almaktadır. Bu grafik, en iyi 10 birliktelik kuralının kaldırma ve güven değerlerini görselleştirerek bu kuralların güçlü ve anlamlı olup olmadığını anlamak ve analiz etmek için kullanılmıştır. En iyi kurallar, kaldırma (lift) değeri yüksek olan kurallardır. Kaldırma, öncül ve sonuç ögelerinin birlikte görülme olasılığının bağımsız görülme olasılığından ne kadar daha yüksek olduğunu gösterir. Kaldırma değeri ne kadar yüksekse, kural o kadar güçlü ve anlamlıdır. Grafikteki yeşil noktalar, en iyi 10 kuralın kaldırma değerlerini göstermektedir. Bu noktalar, kaldırma değerinin 1,4 ile 1,6 arasında değiştiğini göstermektedir. Bu, bu kuralların güçlü ve anlamlı ilişkiler içerdiğini gösterir. Mavi

noktalar ise en iyi 10 kuralın güven değerlerini temsil etmektedir. Bu değerlerin 0,2 civarında yoğunlaştığı görülmektedir. Güven değeri 0,2 olan kurallar, belirli bir öncül verildiğinde sonucun gerçekleşme olasılığının %20 olduğunu gösterir. Bu grafik ile her kuralın kaldırma ve güven değerlerini yan yana karşılaştırma fırsatı sunulmuştur. Yüksek kaldırma değerine sahip kuralların güven değerlerinin daha düşük olduğu gözlemlenmiştir. Bu durum, yüksek kaldırma değerlerinin güçlü ilişkileri gösterdiğini, ancak bu ilişkilerin güvenilirliğinin daha düşük olabileceğini göstermiştir. En iyi 10 kuralın kaldırma ve güven değerlerini analiz etmek, güçlü ve anlamlı kuralların belirlenmesine yardımcı olmuştur.

4. SONUÇLAR

Bu araştırma tezinin amacı, günlük hayatta yaşanan garson-müşteri ilişkisi içerisindeki anlaşmazlıklardan doğan problemleri dijitalleştirmenin getirdiği hizmetler aracılığıyla en aza indirgemektir. Ayrıca restoran sahipleri için, müşterilere veri madenciliği yöntemleriyle analiz edilen yemek önerileri sunulması amaçlanmıştır. Bu amaçlar doğrultusunda üç uygulama geliştirilmiştir. Bu uygulamalar, restoran sahiplerinin kullanacağı restoran yönetim sistemi; müşterilerin yemek siparişi vereceği web sitesi ve veri madenciliği yöntemleri kullanılarak analizlerin gerçekleştirileceği analiz kodlarıdır. Masaüstü uygulaması ve web sitesi tasarımları tamamlanmıştır. Son durumda, restoran sahipleri siparişleri, menüyü ve ekibi yönetip görüntüleyebilmektedir. Müşteriler web sitesi üzerinden yemek siparişi verebiliyor, aylık ve haftalık favori yemeklerin bildirimlerini alabilmektedir. Ayrıca sepet ekranında sepetindeki ürüne göre o ürün ile en çok tercih edilen yemeklerin önerisi de sunulmaktadır.

Manuel olarak oluşturulan sipariş verisinden yola çıkarak, restorandaki tüm yemekler arasındaki ilişkiler Apriori algoritması kullanılarak hesaplanmıştır. Yemeklerin sipariş edilme sıklığı, en çok birlikte tercih edilen yemeklerin çıktısı gibi birçok analiz gerçekleştirilmiştir ve bu analiz sonuçları Bulgular ve Tartışma bölümünde sunulmuştur.

Sonuç olarak bu araştırma tezinde, yemeklerin veri analizleri yapılarak, restoranın operasyonel verimliliğini artırmak, zaman içinde müşteri tercihlerindeki değişimleri izleyerek menü optimizasyonu yapmak, müşteri memnuniyetini sağlamak ve satışları artırmak için güçlü bir araç sunulmuştur.

EKLER

KAYNAKLAR

- [1] Singh, D., Singh, R., Gehlot, A., Akram, S. V., Priyadarshi, N., & Twala, B. (2022). An imperative role of digitalization in monitoring cattle health for sustainability. *Electronics*, *11*(17), 2702.
- [2] Taştan, M. (2019). Nesnelerin İnterneti Tabanlı Akıllı Sulama ve Uzaktan İzleme Sistemi. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (15), 229-236.
- [3] Astill, J., Dara, R. A., Fraser, E. D., Roberts, B., & Sharif, S. (2020). Smart poultry management: Smart sensors, big data, and the internet of things. *Computers and Electronics in Agriculture*, *170*, 105291.
- [4] Han, J., Cheng, H., Xin, D., & Yan, X. (2007). Frequent pattern mining: current status and future directions. *Data mining and knowledge discovery*, *15*(1), 55-86.
- [5] Pei, J., & Han, J. (2002). Constrained frequent pattern mining: a pattern-growth view. ACM SIGKDD Explorations Newsletter, 4(1), 31-39.
- [6] Kumbhare, T. A., & Chobe, S. V. (2014). An overview of association rule mining algorithms. International Journal of Computer Science and Information Technologies, 5(1), 927-930.
- [7] Ndruru, R., & Hasugian, P. M. (2020). Determination of data mining application design patterns booking raw food in restaurant fountain with apriori algorithm. Journal Of Computer Networks, Architecture and High Performance Computing, 2(2), 275-285.
- [8] Sari, Y. N. I., Triayudi, A., & Sholihati, I. D. (2019). Implementation of data mining to predict food sales rate method using Apriori. International Journal of Computer Applications, 975, 8887.
- [9] Zháo, M. A., Thomas, A., & Jayadi, R. An Application of Apriori-based Market Basket Analysis for Restaurant Menu Recommendation System: Case Study of XYZ Restaurant in Indonesia.

- [10] Du, Y., Yin, H., Wang, C., & Li, C. (2020). Visual analysis of customer switching behavior pattern mining for takeout service. Journal of Computer Languages, 57, 100946.
- [11] Kurnia, Y., Isharianto, Y., Giap, Y. C., & Hermawan, A. (2019, March). Study of application of data mining market basket analysis for knowing sales pattern (association of items) at the O! Fish restaurant using apriori algorithm. In Journal of Physics: Conference Series (Vol. 1175, No. 1, p. 012047). IOP Publishing.
- [12] Hasan, F. N., Aziz, A. S., & Nofendri, Y. (2023). Utilization of Data Mining on MSMEs using FP-Growth Algorithm for Menu Recommendations. MATRIK: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika dan Rekayasa Komputer, 22(2), 261-270.
- [13] Priyanto, A. H., & Arifa, A. B. (2022). Implementation of Market Basket Analysis With Apriori Algorithm in Minimarket. Jurnal Teknik Informatika (Jutif), 3(5), 1423-1429.
- [14] Jadhav, A., Jadhav, A., & Jadhav, D. R. D. (2023). Association Rule Mining in Retail: Exploring Market Basket Analysis with Apriori Algorithm. Available at SSRN 4461121.
- [15] Pradeepkumar, S., & Padma, M. C. G. A Technical Analysis of Market Basket by using Association Rule Mining and Apriori Algorithm.

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Mürüvvet Demirkubuz

Doğum Yeri ve Tarihi : Isparta / 2001

Ana Dili : Türkçe

Yabancı Dili : İngilizce - Fransızca

E-Posta : muruvvetdemirkubuz@marun.edu.tr

Öğrenim Durumu

Derece	Bölüm/Program	Üniversite/Lise	Mezuniyet Yılı
Lise	Tenzile Erdoğan Anadolu Lisesi	Lise	2019
Lisans	Marmara Üniversitesi	Lisans	2024

İş Deneyimi

Yıl	Firma/Kurum	Görevi
2022	IFS Türkiye	Yazılım Mühendisi Stajyeri
2023	Esigortan Sigorta Acentelik Hizmetleri A.Ş.	Bilgi Teknolojileri Stajyeri
2024	Doğuş Yayın Grubu	Bilgi Teknolojileri Stajyeri
2024	Matriks Bilgi Dağıtım Hizmetleri A.Ş.	Yazılım Mühendisi