

Perakende Satış Verilerinin Özel Gün ve Haftalık Tüketim Davranışlarına Göre Analizi: Python Tabanlı Bir Veri Madenciliği Yaklaşımı¹

Analysis of Retail Sales Data Based on Special Days and Weekly Consumption Behaviors: A Python-Based Data Mining Approach

Pınar ARSLAN^a Esen GÜRBÜZ^b

^a Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Niğde, Türkiye. pinarhass@gmail.com

^b Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, Niğde, Türkiye. esen@ohu.edu.tr

ÖZET

Bu çalışma, özel günler ve haftalık tüketici davranışlarına dayalı perakende satış verilerini, Python tabanlı bir veri madenciliği yaklaşımıyla analiz etmektedir. Türkiye’de Kayseri ilinde faaliyet gösteren yerel bir perakende market zincirine ait; 2023 ve 2024 yılları ile 2025 yılının ilk üç ayını kapsayan fiş bazlı 5.297.513 satırlık satış verisi, SQL Server Express ve Python programlama dili kullanılarak analiz edilmiştir. Bu çalışmada kullanılan perakende market zincirine ait veri seti, 25 ana kategoriye ve bu ana kategorilerle ilişkili toplam 62 alt kategoriye ayrılmış ürün gruplarından oluşmaktadır. İlgili kategori yapısı yöntem bölümünde Tablo 3’de gösterilmiştir. Zaman serisi analizleriyle haftanın günlerine göre ve özel günlerdeki satış değişimleri karşılaştırılmış; ABC sınıflandırması ile ürünlerin satış katkı düzeyleri belirlenmiştir. Elde edilen bulgular, özel günlerde en çok satılan bazı ürünlerin, normal günlerde de benzer hacimlerde satıldığını göstermektedir. Özellikle içecek, temel gıda ve taze meyve gruplarında hem hafta sonlarında hem de özel günlerde satış yoğunluğunun arttığı tespit edilmiştir. Bu benzerlik, özel gün tüketiminin çoğu zaman “yoğunlaştırılmış bir hafta sonu alışverişi” gibi gerçekleştiğine işaret etmektedir. Ayrıca özel gün analizlerinde yılbaşında “red bull 250 ml enerji içeceği” ürününün satışlarında yüksek artış gözlenmiş, bu durum gece geç saatlere kadar süren kutlamalarla ilişkilendirilmiştir. Ancak söz konusu artış, enerji içeceklerinin normal günlerdeki düşük satış hacmi nedeniyle baz etkisinden kaynaklanıyor olabilir. ABC analizi sonuçları, sınırlı sayıda A sınıfı ürünün toplam satışlara büyük ölçüde katkı sağladığını göstermiştir. Bu ürünlerin çoğunlukla su, süt ve sade soda gibi temel ve sürekli tüketilen ürünler olduğu belirlenmiştir. B sınıfı ürünlerin ise satış hacmi açısından daha dengeli ve orta düzeyde katkı sunduğu, özellikle çikolata çeşitleri ve meyve suları gibi belirli dönemlerde öne çıkan ürün gruplarında yoğunlaştığı görülmüştür. C sınıfı ürünlerin sayıca fazla olduğu, ancak satış katkısının sınırlı kaldığı ve genellikle geniş çeşitliliğe sahip alt kategorilerde (örneğin paket mamuller, enerji içecekleri, hediyeelik ürünler) yoğunlaştığı belirlenmiştir. Çalışma, yüksek hacimli işlem verilerini haftanın günleri, özel günler ve kategori düzeyinde incelenerek, perakendecilik sektöründe tüketici davranışlarını anlamaya ve veri temelli karar mekanizmaları geliştirmeye yönelik katkı sunmaktadır. Elde edilen bulguların kampanya, planlama, envanter yönetimi ve ürün portföyünün optimizasyonu için faydalı öneriler sunabileceği düşünülmektedir.

Anahtar Kelimeler: Tüketici davranışı, veri madenciliği, özel gün ve haftalık tüketim davranışları.

Gönderme Tarihi: 16 Mayıs 2025

Kabul Tarihi: 19 Haziran 2025

Makale Kategorisi: Araştırma Makalesi

ABSTRACT

This study analyzes retail sales data based on special occasions and weekly consumer behavior using a Python-based data mining approach. The dataset comprises 5,297,513 transaction-level sales records from a local retail supermarket chain operating in Kayseri, Turkey, covering the years 2023 and 2024, as well as the first three months of 2025. The analysis was conducted using SQL Server Express and the Python programming language. The dataset used in this study consists of product groups divided into 25 main categories and a total of 62 subcategories associated with these main categories. The corresponding category structure is presented in Table 3 in the methodology section. Through time series analyses, sales fluctuations across days of the week and during special occasions were compared, and product sales contribution levels were identified using ABC classification. The findings reveal that certain products with high sales volumes on special

¹ Bu makalede Prof. Dr. Esen Gürbüz danışmanlığında, Pınar Arslan tarafından hazırlanmakta olan “Perakende Sektöründe Veri Madenciliği Teknolojisinin Müşteri İlişkileri Yönetiminde Kullanımına İlişkin Bir Uygulama” başlıklı doktora tezinden yararlanılmıştır.

Önerilen Atıf/Suggested Citation

Arslan, P., Gürbüz, E. (2025). Perakende Satış Verilerinin Özel Gün ve Haftalık Tüketim Davranışlarına Göre Analizi: Python Tabanlı Bir Veri Madenciliği Yaklaşımı, İşletme Akademisi Dergisi, 6 (2), 89-109.

occasions also maintain similar volumes on regular days; however, consumer behavior under specific conditions should be carefully evaluated. Furthermore, a noticeable increase in the sales of beverages and breakfast items was observed toward the end of the week, highlighting a recurring pattern that underscores the need for strategic planning in terms of promotional activities and inventory management. The results of the ABC analysis revealed that a small number of Class A products contributed significantly to total sales. These products were found to be primarily essential and frequently consumed items. Moreover, their sales contributions varied depending on store type and customer profile, suggesting that ABC classification should be conducted at the local level. Class B products demonstrated a moderate yet consistent sales volume. In contrast, although Class C products were numerous, their contribution to total sales was limited, and they were mostly concentrated in categories with a high level of variety. This situation indicates the need to reassess the product portfolio by taking into account sales performance, category structure, and customer orientation. By analyzing high-volume transaction data across days of the week, special occasions, and product categories, the study contributes to a better understanding of consumer behavior in the retail sector and supports the development of data-driven decision-making mechanisms. The findings are expected to provide valuable insights for campaign design, strategic planning, inventory management, and product portfolio optimization.

Keywords: Consumer behavior, data mining, special occasion and weekly consumption patterns.

Received: 16 May 2025

Accepted: 19 June 2025

Article Classification: Research Article

1. GİRİŞ

Büyük hacimli verilerin işlenmesi ve analiz edilmesine yönelik gelişen teknoloji, perakende sektöründe stratejik karar alma süreçlerini dönüştürmeye başlamıştır. Büyük veri analizi, pazarlama ve tedarik zinciri yönetiminde stratejik planlama ile faaliyetlerin verimliliğini artırmada kritik rol oynayan bir teknolojidir (Gandomi ve Haider, 2015: 140). Perakende işletmelerinin operasyonel verimliliği artırmak ve müşteri odaklı stratejiler geliştirmek için kullandığı ayrıntılı veri kaynaklarından elde edilen satış noktaları (POS) sistemlerinden elde edilen fiş bazlı işlem verileri vb. veriler, zaman, ürün kategorisi ve özel günler gibi birçok boyutta tüketici davranışlarının anlaşılmasına imkân sağlamaktadır. Örneğin, POS verilerinin zamansal ve kategorik tüketim eğilimlerini analiz etme konusunda perakendecilere ayrıntılı bulgular sunduğu ifade edilmektedir (Inman vd., 2009: 22). Modern veri bilimi teknikleriyle desteklenen bu veriler, sadece geçmiş eğilimleri izlemekle kalmamakta, makine öğrenmesi ve tahminsel modelleme yöntemleri sayesinde; stok yönetimi, raf yerleşimi ve kampanya planlaması gibi stratejik süreçlerde de yol gösterici rol üstlenmektedir. Makine öğrenmesi ve tahminsel modelleme yöntemlerinden rastgele orman algoritmasının fiyat tahmininde oldukça yüksek doğruluk sağladığı ve bu yöntemlerin literatürde karar destek sistemlerinin etkinliğini artırmada öne çıktığı ifade edilmektedir (Duman vd., 2025: 105). Bu veriler, özellikle kültürel ve dönemsel faktörlerin tüketici davranışlarını şekillendirdiği durumlarda, perakendecilerin hedef odaklı stratejiler geliştirmesine imkân tanımaktadır. Örneğin, kültürel tatiller gibi özel etkinliklerin tüketici satın alma davranışlarını şekillendirdiği ve kültürel çeşitlilik gösteren pazarlarda da özelleştirilmiş perakende stratejilerine ihtiyaç duyulduğu gözlenmektedir (Zhang vd., 2010: 172). Veri madenciliği; genellikle büyük hacimli gözlemsel veri kümelerinin analiz edilerek beklenmeyen ilişkilerin ortaya çıkarılması ve bu verilerin veri sahibine hem anlaşılabilir hem de faydalı bir biçimde özetlenmesidir (Aggarwal, 2015: 3). Özellikle Türkiye gibi kültürel olarak özel gün tüketiminin yoğunlaştığı ülkelerde, Ramazan Bayramı, Kurban Bayramı, Anneler Günü ya da Yılbaşı gibi dönemlerdeki alışveriş davranışlarının ayrıştırılması hem müşteri taleplerini karşılamada hem de faaliyetlerin verimliliğinin artırılmasında önemli olmaktadır. Bu kapsamda özel günler ve haftalık tüketici davranışlarının veri odaklı analizlerle incelenmesi, perakende sektöründe stratejik karar alma süreçlerini güçlendirmek için kritik bir ihtiyaç olarak ortaya çıkmaktadır. Bu çalışma kapsamında, veri madenciliği kullanılarak, iki yıl üç aylık büyük hacimli veri setinden anlamlı tüketici davranışları tespit edilmeye çalışılmıştır.

Bu araştırmanın amacı, fiş bazlı perakende verileri üzerinden özel günlerde ve haftanın günlerine göre değişen satın alma davranışlarını analiz etmek ve bu davranışları ürün kategorisi, satış hacmi ve stratejik önem açısından değerlendirmektir. İşlem düzeyindeki bu verilerin, perakendecilere zamansal ve kategorik satın alma davranışlarını çok boyutlu olarak analiz etme imkânı sunduğu belirtilmektedir (Bardlow vd., 2017: 82). ABC analizi gibi stratejik sınıflama yöntemlerinin uygulanması, elde edilen bulguların karar destek sistemleri açısından kullanılabilirliğini artırmaktadır (Gül ve Yiğit, 2024: 291) ABC analizinin, perakende işlem verilerine

uygulanarak ürün sınıflandırmasını ve stratejik planlamayı desteklediği de ifade edilmektedir (Chopra ve Meindl, 2016: 62). Çalışmada ayrıca ABC analizi uygulanarak ürünlerin toplam satış katkısına göre sınıflandırılması yapılmış ve kategori düzeyinde stratejik öncelikler belirlenmiştir. Böylece, zaman-serisi odaklı tüketim davranışları ile ürün stratejisi arasında bütüncül bir bağ kurulması hedeflenmiştir. Bu hedefler doğrultusunda, çalışmanın hem akademik hem de pratik bağlamda perakendecilik sektörüne sunduğu katkılar, araştırmanın önemini ortaya koymaktadır.

Bu araştırmada, yüksek hacimli veri seti kullanılarak perakendecilik sektöründeki tüketici davranışları analiz edilmiştir. Bu araştırma, perakende satış verilerinin sadece sayısal analizine odaklanmakla kalmayıp, aynı zamanda tüketici davranışlarını zaman ve kapsam (özel gün, haftalık döngü) gibi değişkenlerle ilişkilendirerek çok boyutlu bir değerlendirme sunmaktadır. Bu yaklaşım, çalışmanın literatürdeki geleneksel analizlerden farkını ortaya koymaktadır. Literatürde genellikle toplam satış hacmine veya belirli kampanya dönemlerine odaklanan çalışmaların aksine, bu çalışma da fiş bazlı mikro veri esas alınmış hem kısa vadeli (haftalık) hem de dönemsel (özel gün) zaman dilimi esas alınarak detaylı bir biçimde incelenmiştir. Kullanılan ABC analizi yöntemi, çalışmanın hem akademik hem de pratik değerini pekiştirmektedir. Kod temelli analizlerin ve büyük hacimli veri setlerinin kullanılması, literatürde çok sık rastlanılan bir durum değildir. Bu yöntem sayesinde ileri düzeyde verilerin detaylandırılmasına ve grafiksel bütünlüğe ulaşılmasına imkân sağlanmaktadır. Bu özellikler, çalışmanın metodolojik gücünü destekleyen temel unsurlar arasındadır. Kullanılan veri setinin büyüklüğü ve analiz altyapısının teknik düzeyi, çalışmanın metodolojik gücünü desteklemektedir. Bu bağlamda, çalışmanın sunduğu metodolojik ve pratik katkılar, perakendecilik sektöründeki tüketici davranışlarını anlamaya yönelik mevcut literatürün kapsamlı bir şekilde değerlendirilmesini gerektirmektedir.

2. Literatür Taraması

Perakende sektöründe tüketici davranışlarının analizi hem akademik hem de sektörel düzeyde giderek artan bir öneme sahiptir. Veri temelli yöntemlerin yaygınlaşması, tüketici davranışlarının anlaşılmasında ve stratejik karar alma süreçlerinde kritik bir rol oynamaktadır. Tablo 1’de konuya ve amaca uygun olarak ulusal ve uluslararası literatürde perakendecilik sektöründe tüketici davranışlarının analizi ile ilgili erişilebilen bazı araştırmalara ve elde edilen bulgulara ilişkin özet bilgilere yer verilmiştir.

Tablo 1. Perakendecilik Sektöründe Tüketici Davranışlarının Analizi ile İlgili Araştırmalar

Yazar(lar)	Temel Bulgular
Kotler ve Keller (2006)	Satış noktası verilerinin, pazarlama stratejilerini ve envanter yönetimini optimize etmede kullanılan temel bir araç olduğu vurgulanmaktadır.
Başar ve Tosun (2024)	Sanayi üretim endeksi, tüketici güven endeksi ve tüketici fiyat endeksinin perakende satış hacmi üzerinde pozitif etkisi olduğu, ancak, perakende sektörü güven endeksinin satış hacmi üzerinde anlamlı bir etkisi olmadığı belirlenmiştir.
Blattberg ve Neslin (1990)	Satış promosyonlarının etkinliğini artırmak için veri analizine dayalı stratejik yaklaşımların önemi vurgulanmaktadır. Bu bağlamda, satış noktası verileri, müşteri davranışlarını anlamada ve promosyon stratejilerini optimize etmede kritik bir rol oynamaktadır.
Fildes ve Kumar (2002)	Telekomünikasyon sektöründe talep tahmini ile ilgili çeşitli modeller ve yaklaşımlar incelenerek, bu alandaki mevcut literatür kapsamlı bir şekilde değerlendirilmektedir. Çalışmada, zaman serisi analizlerinin dönemsel eğilimleri tespit etme konusundaki etkinliği ele alınmaktadır.
Manchanda vd.	Kek karışımı ve kek kreması gibi tamamlayıcı kategoriler arasında fiyat ve promosyon değişikliklerinin satın alma davranışını etkilediği ve bu etkilerin de

Yazar(lar)	Temel Bulgular
(1999)	hane halkının demografik özelliklerinden kaynaklanan heterojenlik ile şekillendiği ortaya konulmaktadır.
Bell vd. (2011)	Alışveriş öncesi faktörlerin (örneğin, alışveriş amacı, mağaza seçimi nedenleri, önceden maruz kalınan pazarlama faaliyetleri) plansız satın alma davranışlarına etkileri analiz edilmektedir. Araştırma, tüketicilerin alışverişe çıkmadan önce belirledikleri genel alışveriş hedeflerinin soyutluğu arttıkça, plansız satın alma davranışının da arttığını ortaya koymaktadır. Ayrıca, mağaza seçimi nedenlerinin de plansız satın alma davranışı üzerinde etkili olduğu belirtilmektedir. Örneğin, uygun fiyatlar nedeniyle seçilen mağazalarda plansız satın alma oranının yüksek görüldüğü tespit edilmiştir.
Karademir (2021)	Veri madenciliği yöntemlerinden birliktelik analizi yapılan çalışmada, Weka ve Python programlama dili kullanılarak elde edilen bulgulara göre; Fp-Growth Algoritmasının Weka üzerinde Apriori Algoritmasına göre daha hızlı çalıştığı fakat Python üzerinde yapılan çalışmada ise Apriori Algoritmasının, literatürdeki birçok çalışma bulgusundan farklı olarak Fp-Growth algoritmasına göre daha hızlı çalıştığı tespit edilmiştir.

Bilginin her geçen gün öneminin giderek arttığı rekabetçi piyasalarda stratejik önem kazanan veri analizi ile tüketici davranışlarını anlamak, tüketici pazarında günlük işlem sayısının fazlalığı göz önünde bulundurulduğunda önem arz etmektedir. Tüketici davranışlarının zamansal dinamiklerini anlamada ise zaman serisi analizleri en çok kullanılan yöntemlerden biridir. Perakende sektöründe satış hacmindeki dalgalanmaların belirli periyotlarla tekrarlandığı ve bu yapının mevsimsel etkilerle pekiştiği açıklanmaktadır (Fildes, 2002: 494). Ancak bu tür çalışmalarda özel günlerin detaylı zaman aralıklarında mikro düzeyde analizleri genellikle açıklanmamaktadır. Görselleştirme tekniklerinin müşteri ve ürün sınıflandırması süreçlerine katkısı bilinmektedir (Provost ve Fawcett 2013: 105). Açık kaynaklı programlama dillerinden ise özellikle Python'un son yıllarda perakende analizlerinde kullanımının, veri bilimi uygulamalarını daha erişilebilir hale getirdiği ileri sürülmektedir. Python gibi açık kaynaklı araçlar büyük ölçekli işlem verilerini işleyerek tüketici davranışlarını yüksek ayrıntı düzeyinde analiz etmeyi mümkün kılmaktadır (Varian, 2014: 12).

Bu çalışmanın literatüre katkısı, fiş bazlı mikro düzeyde verilerin Python ortamında işlenerek özel günler öncesi ve sonrası ile hafta içi/hafta sonu ayırımında analiz edilmesi ve bunun ABC analiziyle desteklenmesidir. Bu kapsamda, ABC analizinin stok kalemlerini önem derecesine göre gruplandırarak kritik ürünlerin belirlenmesini sağladığı ve bu yolla envanter yönetiminde stratejik karar alma süreçlerine katkı sunduğu ifade edilmektedir (Yalçınkaya ve Karadaş, 2020: 288). Kullanılan SQL sorguları ve pandas gruplama işlemleri, özel gün tüketim davranışlarının günlük düzeyde çıkarılmasına olanak sağlamakla birlikte, perakende literatüründe fiş bazlı mikro veri analizleri ve açık kaynaklı araçların araştırıldığı çalışmalar sınırlı kalmıştır (Koçak ve Uyar, 2024: 123). Bu çalışmada perakende sektörü yönüyle ele alınan fiş bazlı mikro veri analizleri ve ABC analizinin literatüre sunduğu özgün katkılar, yöntem bölümünde detaylandırılacak olan veri işleme ve analiz tekniklerinin temelini oluşturmaktadır.

3. Yöntem

Bu araştırmada, veri madenciliği ve zaman serisi analiz teknikleri bir arada kullanılarak perakende satış verileri kapsamlı bir şekilde değerlendirilmektedir. Bradlow vd., (2017) istatistiksel ölçütlerin tüketici davranışlarındaki değişkenlikleri analiz ederek pazarlama stratejilerini desteklediğini belirtmiştir. Provost ve Fawcett (2013), veri madenciliği ve zaman serisi analiz tekniklerinin bir arada kullanılarak perakende satış verilerinin çok boyutlu şekilde değerlendirilebileceğini belirtmiştir. Chopra ve Meindl (2016) ABC analizinin perakendecilik sektöründe ürünlerin satış katkısına göre sınıflandırılmasında yaygın bir yöntem olduğunu vurgulamıştır. Bu doğrultuda, fiş bazlı işlem verileri, Python programlama dili aracılığıyla ön işleme tabi

tutulmuş ve analiz için uygun veri yapısına dönüştürülmüştür. SQL Server Express ortamında yapılandırılan veri tabanı üzerinden sorgulanan işlem kayıtları, belirlenen özel günler ve haftanın günleri temel alınarak hem ürün bazında hem de kategori düzeyinde incelenmiştir. Zaman serisi mantığıyla günlük eğilimler görselleştirilmiş, ayrıca satış hacmine katkı düzeyine göre ürünler ABC sınıflandırmasına tabi tutulmuştur. Farklı özel günlerdeki tüketim değişimlerinin karşılaştırmalı analizi ise standart sapma temelli skorlarla değerlendirilerek pazarlama stratejilerine yönelik anlamlı çıktılar elde edilmiştir. Bu kapsamlı analiz yapısı, yalnızca geçmiş satış eğilimlerini değil, aynı zamanda stratejik karar destek sistemleri için uygulanabilir tahminleri de ortaya koymuştur.

Bu çalışmanın evreni, Kayseri ilinde faaliyet gösteren yerel bir perakende market zincirine ait tüm şubelerinde gerçekleşen alışveriş işlemlerini kapsamaktadır. Araştırmanın örneklemini ise, bu zincirin Kayseri ilindeki Anayurt şubesinde 2023 ve 2024 yılları ile 2025 yılının ilk üç ayında gerçekleştirilen fiş bazlı satış verileriyle sınırlandırılmıştır. Her işlem, sistemde benzersiz bir "Fiş Numarası" (FISNO) ile tanımlanmakta; tarih (TARİH), ürün adı (MALINCINSI), barkod (BARKOD), miktar (MIKTAR) ve işlem türü (BASLIKTIND, HAREKETIND) bilgilerinin yer aldığı sütunlardan oluşmaktadır. Çalışmada kullanılan veri seti toplamda 5.297.513 işlem satırından oluşmakta ve fiş bazlı bilgiler içermektedir. Veri yapısına ilişkin veriler Tablo 2'de sunulmuştur.

Veri seti, perakende zincirinin iç sisteminden Excel (.xls) formatında alınmıştır. Ancak Excel ortamının satır limiti nedeniyle tüm verilerin doğrudan birleştirilmesi mümkün olamamış, bu nedenle her dosya .csv formatına dönüştürülerek Python yardımıyla tek bir veri kümesine entegre edilmiştir. Entegrasyon işlemi sonrasında veri seti SQL Server Express veri tabanına aktarılmış, burada analiz edilebilir bir yapı kazanmıştır. Verinin analizi aşamasında, Anaconda dağıtımı ile yapılandırılmış Python betikleri, Visual Studio Code kodlama ortamı ve SQL bağlantı araçları temel araçlar olarak kullanılmıştır.

Veri işleme sürecinde Python programlama dili kullanılmış, özellikle pandas, matplotlib, seaborn, os ve datetime gibi kütüphaneler ile veri filtreleme, sütun seçimi, gruplama, zaman damgası ayrıştırma ve görselleştirme gibi işlemler gerçekleştirilmiştir. Büyük hacimli verilerin daha etkin yönetilebilmesi adına satır bazlı filtreleme, kategori etiketleme ve normalizasyon adımları da uygulanmıştır.

Tablo 2. Araştırma Kapsamında Kullanılan Satış Verilerine Ait Örnek Veri Kesiti

	A	B	C	D	E	F	G	H
1	MAGAZA	TARİH	FISNO	BASLIKTIND	HAREKETIND	BARKOD	MALINCINSI	MIKTAR
2	ANAYURT	2.06.2024	17173112650040	2567563	23179033	8000000008015	BADEM PINARI 0.5 L	432
3	ANAYURT	3.06.2024	17174061040040	2583541	23430811	2100000000821	HAYAT SU 0,5 LT	360
4	ANAYURT	3.06.2024	17174174200039	2586391	23346842	03324	BEYPAZARI SADE SODA 200 ML	336
5	ANAYURT	4.06.2024	17175012590039	2599423	23452144	8691381000264	BEYPAZARI SODA C PLUS LIMON 200 ML	240
6	ANAYURT	1.06.2024	17172500950043	2558860	23159624	8000000008015	BADEM PINARI 0.5 L	240
7	ANAYURT	4.06.2024	17175012590039	2599423	23452145	03324	BEYPAZARI SADE SODA 200 ML	240
8	ANAYURT	4.06.2024	17175122210041	2602868	23471215	8000000008015	BADEM PINARI 0.5 L	240
9	ANAYURT	6.06.2024	17176799660042	2641423	23781233	8000000008084	BAHÇE SARAY SU 0,5 ML	240
10	ANAYURT	9.06.2024	17179206400039	2678372	24146923	8000000008015	BADEM PINARI 0.5 L	168
11	ANAYURT	1.06.2024	17172445700043	2556571	23082788	8000000008084	BAHÇE SARAY SU 0,5 ML	156
12	ANAYURT	10.06.2024	17180245620041	2699093	24397072	8000000008084	BAHÇE SARAY SU 0,5 ML	144
13	ANAYURT	10.06.2024	17180064040039	2694548	24404433	8000000008015	BADEM PINARI 0.5 L	132
14	ANAYURT	3.06.2024	17174225380040	2588077	23423504	8000000008015	BADEM PINARI 0.5 L	120
15	ANAYURT	4.06.2024	17175088070040	2601789	23464894	2100000000821	HAYAT SU 0,5 LT	120
16	ANAYURT	8.06.2024	17178530000040	2669386	24019301	8000000008015	BADEM PINARI 0.5 L	120
17	ANAYURT	9.06.2024	17179229600039	2678924	24209760	8000000008015	BADEM PINARI 0.5 L	120
18	ANAYURT	7.06.2024	17177598550039	2649286	23876140	8000000008015	BADEM PINARI 0.5 L	120
19	ANAYURT	7.06.2024	17177604030040	2649415	23876836	8000000008015	BADEM PINARI 0.5 L	120
20	ANAYURT	6.06.2024	17176799660042	2641423	23781234	8000000008015	BADEM PINARI 0.5 L	120

Özel gün analizlerinde, önceden belirlenen tarihler temel alınarak her özel gün için 3 gün öncesi ve 3 gün sonrası olmak üzere 7 günlük analiz periyotları oluşturulmuştur. Yalnızca "TARİH", "MALINCINSI" ve "MIKTAR" değişkenlerini içeren veriler sorgulanmıştır. Bu sorgular SQL Server Express üzerinden gerçekleştirilmiş ve Python ile işlenerek.xlsx formatında dışa aktarılmıştır. Ayrıca satışa dâhil olmayan ve anlamlılık taşımayan bazı girdiler (örneğin "POŞET") analiz dışı bırakılarak veri güvenilirliği artırılmıştır.

Bu çalışma kapsamında kullanılan perakende market zincirine ait veri seti, 25 ana kategoriye ve bu ana kategorilerle ilişkili toplam 62 alt kategoriye ayrılmış ürün gruplarından oluşmaktadır. İlgili kategori yapısı Tablo 3'de sunulmuştur.

Tablo 3. Analizde Kullanılan Ürün Kategorileri ve Alt Kategorilerin Dağılımı

Ana Kategoriler	Alt Kategoriler
Ağız Bakım Ürünleri	Diş Fırçaları, Diş Macunları
Baharatlar, Tuzlar	Paket Baharatlar
Bakliyatlar	Mercimekler, Pirinçler
Bebek Ürünleri	Bebek Şampuanları, Mamalar, Çocuk Bezleri
Bisküvi, Çikolata, Sakız, Şekerleme	Cipsler, Kek, Bisküvi, Kraker, Çikolata Çeşitleri, Şekerler, Sakızlar
Çamaşır Temizlik Ürünleri	Elle Yıkama Ürünleri
Çaylar, Şeker, Kahve	Hazır Kahveler, Küp Şekerler, Siyah Çaylar
Hazır Gıdalar	Bulyonlar, Tatlılar
Hazır Tatlılar	Dondurmalar
İçecek Grubu	Enerji İçecekleri, Gazlı İçecekler, Meyve Aromalı İçecekler, Meyve Suları, Meyveli Sodalar, Sodalar, Sular, Toz İçecekler, Sütler, Ayrannlar
Kâğıt Ürünler	Kâğıt Havlular, Peçeteler
Kek Pasta Malzemeleri	Hamur Kabartma Tozları, Vanilinler
Ketçap, Mayonez, Salça	Ketçaplar
Kişisel Bakım Ürünleri	Deodorant, Duş Jelleri, El ve Yüz Kremleri, Epilasyon Ürünleri, Parfüm, Saç Boyaları
Kişisel Temizlik	Hijyenik Petler, Islak Havlular
Makarnalar	Makarnalar, Paket Makarnalar
Meyve Sebze	Meyve, Sebze, Yeşillik
Muhtelif Gereçler	Cam Kavanoz, Ev Gereçleri, Mutfak Gereçleri, Piller, Çöp Torbaları, Çiçek Toprağı
Muhtelif Temizlik Ürünleri	Buzdolabı Poşetleri, Kalıp Sabunlar, Matik Deterjanlar, Oda Kokuları, Yüzey Temizleyiciler
Petshop Ürünleri	Kedi Köpek Maması
Şarküteri Ürünleri	Helvalar, Kâse Margarinler, Kefirler, Meyveli Sütler, Meyveli Yoğurtlar, Paket Margarinler, Süt Ürünleri, Çemenler, Yoğurtlar, Yumurtalar
Şekerler	Bayram Şekerleri, Lokumlar
Tekstil	Çorap
Un ve Unlu Mamuller	Ekmek, Nişastalar
Yağ Grubu	Ayçiçek Yağları

3.1. Özel Günler Analizi

Analiz sürecinde özel günlere ait satış verilerinin güvenilirliğini sağlamak amacıyla veri tabanı düzeyinde ön işleme adımları uygulanmıştır. Python programlama dili kullanılarak yürütülen bu süreçte, yalnızca “TARİH”, “MALINCINSI” ve “MIKTAR” değişkenlerini içeren kayıtlar veri setine dâhil edilmiştir. Veri çekiminde, NOT LIKE '%POŞET%' filtresi kullanılarak anlamlılık taşımayan kayıtlar analiz dışında bırakılmış; elde edilen veriler Pandas veri çerçevesi aracılığıyla temizlenmiş ve .csv formatına dönüştürülerek analiz aşamasına aktarılmıştır. Bu süreç, özel gün analizlerinde kullanılacak veri yapısının hem zamansal hem içerik açısından tutarlı olmasını sağlamıştır. Bu ön işleme sürecinin ardından, özel günler için en çok tercih edilen ürünleri belirlemek amacıyla oluşturulan analiz süreci ve görselleştirme adımları Şekil 1’de sunulmaktadır.

```

ozel_gunler_20_urun.py
C: > Users > Pinar > Desktop > Analiz > Yeni_Analiz > ozel_gunler_20_urun.py > ...
1 import pyodbc
2 import pandas as pd
3 import matplotlib.pyplot as plt
4 import seaborn as sns
5 import os
6 # SQL bağlantısı
7 conn = pyodbc.connect(
8     "DRIVER={ODBC Driver 18 for SQL Server};"
9     "SERVER=.\SQLEXPRESS;"
10    "DATABASE=SatisVerisi;"
11    "Trusted_Connection=yes;"
12    "Encrypt=no;"
13 )
14 # Özel gün listesi (ilgili 5 gün)
15 ozel_gunler = [
16     {"gun": "Sevgililer Günü", "tarih": "2023-02-14"},
17     {"gun": "Sevgililer Günü", "tarih": "2024-02-14"},
18     {"gun": "Ramazan Bayramı", "tarih": "2023-04-21"},
19     {"gun": "Ramazan Bayramı", "tarih": "2024-04-10"},
20     {"gun": "Anneler Günü", "tarih": "2023-05-14"},
21     {"gun": "Anneler Günü", "tarih": "2024-05-12"},
22     {"gun": "Kurban Bayramı", "tarih": "2023-06-28"},
23     {"gun": "Kurban Bayramı", "tarih": "2024-06-16"},
24     {"gun": "Yılbaşı", "tarih": "2023-12-31"},
25     {"gun": "Yılbaşı", "tarih": "2024-12-31"}
26 ]
27 # Klasör hazırlığı
28 analiz_klasor = r"C:\Users\Pinar\Desktop\Analiz\Yeni_Analiz\Sonucilar"
29 os.makedirs(analiz_klasor, exist_ok=True)
30 grafik_klasor = os.path.join(analiz_klasor, "en_cok_satan_urunler")
31 os.makedirs(grafik_klasor, exist_ok=True)
32 # Her özel gün için veri çek ve analiz yap
33 for item in ozel_gunler:
34     tarih = pd.to_datetime(item["tarih"])
35     basla = tarih - pd.Timedelta(days=3)
36     bitis = tarih + pd.Timedelta(days=3)
37     query = f"""
38     SELECT MALINCINSI, SUM(MIKTAR) as TOPLAM_SATIS
39     FROM satislar
40     WHERE TARIH BETWEEN '{basla.date()}' AND '{bitis.date()}'
41     AND MALINCINSI NOT LIKE '%POSET%'
42     GROUP BY MALINCINSI
43     ORDER BY TOPLAM_SATIS DESC
44     OFFSET 0 ROWS FETCH NEXT 20 ROWS ONLY
45     """
46     df = pd.read_sql(query, conn)
47     if df.empty:
48         continue

```

Şekil 1. Özel Günler İçin En Çok Satılan 20 Ürünün Analizine İlişkin Python Kod Bloğu

Şekil 1’de yer alan Python kod bloğu, beş farklı özel güne ait satış verilerini SQL Server Express veri tabanından çekmek ve analiz etmek amacıyla yapılandırılmıştır. Kodun başında pyodbc kütüphanesi ile veri tabanına bağlantı sağlanmış; ozel_gunler adlı liste aracılığıyla analiz kapsamına alınacak tarih aralıkları tanımlanmıştır. Her özel gün için, analiz tarihinin 3 gün öncesi ve 3 gün sonrası olacak şekilde toplam 7 günlük zaman aralığı, pd.Timedelta(days=3) fonksiyonu ile hesaplanmış ve sorgu filtresi olarak WHERE koşuluna entegre edilmiştir. SQL üzerinden elde edilen veriler, pandas.read_sql() fonksiyonu ile DataFrame formatına aktarılmış ve ürün bazlı toplam satışlar groupby() ve sum() yöntemleriyle hesaplanmıştır. Analiz sonuçları, seaborn kütüphanesi yardımıyla görselleştirilmiş ve .png formatında dışa aktarılmıştır. Bu yapı sayesinde, özel günlerin tüketim üzerindeki etkisi yalnızca satış miktarlarıyla değil, aynı zamanda ürün düzeyinde karşılaştırmalı grafikler aracılığıyla da yorumlanabilir hâle getirilmiştir.

3.2. ABC Analizi

Bu çalışmada, perakende satış verilerinin ürün bazında stratejik önemini belirlemek amacıyla ABC analizi uygulanmıştır. Satış hacmine göre ürünleri sınıflandıran bu yöntem, az sayıdaki ürünün toplam satışlara büyük oranda katkı sağladığı Pareto ilkesine dayanmaktadır. Bu bağlamda, ürünler katkı düzeylerine göre A (yüksek katkı), B (orta katkı) ve C (düşük katkı) sınıflarına ayrılmıştır. Analizin temel amacı; stok yönetimi,

kampanya planlaması ve raf alanı optimizasyonu gibi operasyonel karar süreçlerinde hangi ürünlerin önceliklendirilmesi gerektiğini ortaya koymaktır.

Python programlama dili ile gerçekleştirilen bu analiz sürecinde, ürünlerin satış miktarları üzerinden kümülatif katkı yüzdeleri hesaplanmış ve sınıflandırma işlemi bu yüzdelere göre otomatik olarak yapılmıştır. Elde edilen sınıflandırma sonuçları hem grafiksel olarak hem de kategori bazlı ürün dağılımı şeklinde görselleştirilmiş ve raporlanabilir çıktılara dönüştürülmüştür.

```

27 # Fonksiyon: ABC sınıflandırması
28 def abc_siniflandirma(df):
29     urun_satis = df.groupby("ESLESME")["MIKTAR"].sum().reset_index()
30     urun_satis = urun_satis.sort_values(by="MIKTAR", ascending=False).reset_index(drop=True)
31     urun_satis["KUMULATIF"] = urun_satis["MIKTAR"].cumsum()
32     urun_satis["TOPLAM"] = urun_satis["MIKTAR"].sum()
33     urun_satis["KATKI_YUZDE"] = (urun_satis["KUMULATIF"] / urun_satis["TOPLAM"]) * 100
34     def siniflandir(yuzde):
35         if yuzde <= 70:
36             return "A"
37         elif yuzde <= 90:
38             return "B"
39         else:
40             return "C"
41     urun_satis["ABC_SINIFI"] = urun_satis["KATKI_YUZDE"].apply(siniflandir)
42     return urun_satis
43 # Fonksiyon: Kategori bazlı A/B/C dağılımı
44 def kategori_bazli_dagilim(df, urun_siniflari):
45     kategori_bilgisi = df[["ESLESME", "ALKATEGORI"]].drop_duplicates()
46     birlesik = pd.merge(urun_siniflari, kategori_bilgisi, on="ESLESME", how="left")
47     dagilim = birlesik.groupby(["ALKATEGORI", "ABC_SINIFI"])["ESLESME"].count().unstack(fill_value=0)
48     return dagilim
49 # Grafik: ABC kümülatif katkı çizgisi
50 def plot_abc_kumulatif(df_abc):
51     plt.figure(figsize=(12, 6))
52     plt.plot(df_abc["KATKI_YUZDE"].values, marker="o")
53     plt.axhline(70, color="green", linestyle="--", label="A Sınırı (%70)")
54     plt.axhline(90, color="orange", linestyle="--", label="B Sınırı (%90)")
55     plt.title("ABC Analizi - Kümülatif Satış Katkı (%)")
56     plt.xlabel("Ürünler (Satış Sırasına Göre)")
57     plt.ylabel("Kümülatif Katkı (%)")
58     plt.legend()
59     plt.grid(True)
60     plt.tight_layout()
61     plt.savefig(os.path.join(output_path, "abc_kumulatif_grafik.png"))
62     plt.close()
63 # Grafik: Geliştirilmiş kategori bazlı A/B/C dağılımı
64 def plot_kategori_dagilim(df_kategori):
65     # Az ürünli kategorileri filtrele
66     df_kategori = df_kategori[df_kategori.sum(axis=1) > 3]
67     # A sınıfı yüksekten düşüğe sırala
68     if "A" in df_kategori.columns:
69         df_kategori = df_kategori.sort_values(by="A", ascending=False)
70 # Analizleri çalıştır
71 urun_siniflari = abc_siniflandirma(df)
72 kategori_dagilim = kategori_bazli_dagilim(df, urun_siniflari)

```

Şekil 2. ABC Analizine İlişkin Python Kod Bloğu

Şekil 2’de sunulan Python kod yapısı, satış miktarına dayalı olarak ürünlerin ABC sınıflarına ayrılmasını ve bu sınıflandırmanın hem grafik hem de kategori düzeyinde analiz edilmesini sağlamaktadır. Kodun ilk bölümünde, ürün bazlı toplam satışlar groupby() ve sum() fonksiyonlarıyla hesaplanmış; ardından bu satışlar azalan sırayla sıralanarak kümülatif katkı oranları belirlenmiştir. Katkı yüzdesine göre yapılan sınıflandırmada, katkısı %70’e kadar olan ürünler A, %70–90 arası olanlar B, kalan %10’luk dilim ise C sınıfına atanmıştır. Bu sınıflar, katkı yüzdeleri baz alarak koşullu olarak bir fonksiyon aracılığıyla belirlenmiştir. İkinci bölümde, ürünlerin ait olduğu alt kategori bilgileri ile sınıflandırma sonuçları eşleştirilmiş; böylece her alt kategoride kaç A, B ve C sınıfı ürün olduğu belirlenmiştir. Üçüncü bölümde, matplotlib kütüphanesi ile kümülatif katkı eğrisi çizilmiş ve sınıf sınırlarını gösteren kesikli çizgilerle grafik tamamlanmıştır. Son olarak, kategori bazlı A/B/C dağılımı görselleştirilmiş; en az üç farklı sınıfa sahip kategoriler filtrelenerek sütun grafik şeklinde sunulmuştur. Bu yapı sayesinde, ürün portföyündeki stratejik yoğunluk alanları hem satış katkısı hem de kategori yapısı üzerinden analiz edilebilir hâle getirilmiştir.

3.3. Özel Gün ve Özel Olmayan Gün Karşılaştırması Analizi

Bu analiz ile özel günlerde (Örneğin; Anneler Günü, Sevgililer Günü vb.) belirli ürünlerin satışlarının, normal günlerdeki ortalama satışlarıyla karşılaştırılması amaçlanmaktadır. Böylece hangi ürünlerin özel günlerde daha çok tercih edildiği, hangilerinde anlamlı artış yaşandığı tespit edilebilir. Bu hem tüketici davranışlarını anlamak hem de kampanya stratejileri oluşturmak için önemli bir analizdir.

```

27 for gun_adi, tarih in ozel_gunler.items():
28     print(f"\n {gun_adi} ({tarih}) analiz ediliyor...")
29     # Özel gün satışları
30     ozel_sql = f"""
31         SELECT ALTKATEGORI, ESLESME, ROUND(SUM(MIKTAR), 2) AS OZEL_SATIS
32         FROM SATISLAR
33         WHERE TO_DATE(TARIH, 'DD-MM-YYYY') = TO_DATE('{tarih}', 'DD-MM-YYYY')
34         AND MIKTAR IS NOT NULL
35         AND REGEXP_LIKE(MIKTAR, '^d+(\.\d+)?$')
36         GROUP BY ALTKATEGORI, ESLESME
37     """
38     df_ozel = pd.read_sql(ozel_sql, conn)
39     # Normal gün satış ortalamaları
40     normal_sql = f"""
41         SELECT ALTKATEGORI, ESLESME,
42             ROUND(SUM(MIKTAR) / COUNT(DISTINCT TO_DATE(TARIH, 'DD-MM-YYYY')), 2) AS ORTALAMA_SATIS
43         FROM SATISLAR
44         WHERE TO_DATE(TARIH, 'DD-MM-YYYY') <> TO_DATE('{tarih}', 'DD-MM-YYYY')
45         AND MIKTAR IS NOT NULL
46         AND REGEXP_LIKE(MIKTAR, '^d+(\.\d+)?$')
47         GROUP BY ALTKATEGORI, ESLESME
48     """
49     df_normal = pd.read_sql(normal_sql, conn)
50     if df_ozel.empty or df_normal.empty:
51         print(f"⚠ {gun_adi} için yeterli veri yok, analiz atlandı.")
52         continue
53     # Birleştir, fark ve yüzde değişim hesapla
54     df = pd.merge(df_normal, df_ozel, on=["ALKATEGORI", "ESLESME"])
55     df["FARK"] = (df["OZEL_SATIS"] - df["ORTALAMA_SATIS"]).round(2)
56     df["YUZDE_DEGISIM"] = ((df["FARK"] / df["ORTALAMA_SATIS"]) * 100).round(2)
57     # Klasör oluştur
58     gun_klasor = os.path.join(kayit_kok, gun_adi.replace(" ", "_"))
59     os.makedirs(gun_klasor, exist_ok=True)
60     # Tabloyu kaydet
61     tablo_yolu = os.path.join(gun_klasor, "tum_karsilastirma.xlsx")
62     df.to_excel(tablo_yolu, index=False)
63     # En çok artan 10 ürün
64     top10_artis = df.sort_values("FARK", ascending=False).head(10)
65     top10_artis.to_excel(os.path.join(gun_klasor, "en_cok_artan.xlsx"), index=False)
66     plt.figure(figsize=(10, 6))
67     plt.barh(top10_artis["ESLESME"], top10_artis["FARK"], color="green", edgecolor="black")
68     plt.xlabel("Satış Artışı (adet)")
69     plt.title(f"{gun_adi} - En Çok Artış Gösteren 10 Ürün")
70     plt.gca().invert_yaxis()
71     plt.tight_layout()
72     plt.savefig(os.path.join(gun_klasor, "en_cok_artan_grafik.png"))
73     plt.close()
74     # Veritabanı bağlantısını kapat

```

Şekil 3. Özel Gün ve Özel Olmayan Gün Karşılaştırması Analizine İlişkin Python Kod Bloğu

Şekil 3'te sunulan Python kod yapısı, her bir özel gün için ürün bazlı satış artışlarını analiz etmek amacıyla yapılandırılmıştır. Kodun ilk bölümünde, ilgili özel güne ait satış verileri SQL sorgusu aracılığıyla veri tabanından çekilmekte; bu sorguda ürünler alt kategori ve ürün adı düzeyinde gruplanarak toplam satış miktarları hesaplanmaktadır.

İkinci bölümde ise aynı ürünlerin özel gün dışındaki dönemlerdeki ortalama günlük satış miktarları benzer şekilde sorgulanmakta ve elde edilen iki veri çerçevesi (df_ozel ve df_normal) ürün bazında birleştirilmektedir. Bu birleştirme sonucunda, her ürün için özel gün satışları ile normal gün ortalaması arasındaki fark (FARK) ve yüzde değişim (YÜZDE_DEĞİŞİM) hesaplanmaktadır. Bu işlemler pandas kütüphanesi ile yürütülmekte ve round() fonksiyonu ile sonuçlar iki ondalık basamakta yuvarlanmaktadır. Kodun devamında, analiz sonuçları hem tablo olarak Excel dosyasına kaydedilmekte hem de satış farkı en yüksek 10 ürün, matplotlib kütüphanesi kullanılarak yatay çubuk grafik şeklinde görselleştirilmektedir. Bu yapı sayesinde, özel günlerde hangi ürünlerin belirgin şekilde öne çıktığı, normal dönemlere kıyasla ne ölçüde tercih edildiği sayısal ve görsel olarak sunulmakta; pazarlama kararları açısından kullanılabilir öngörüler elde edilmektedir.

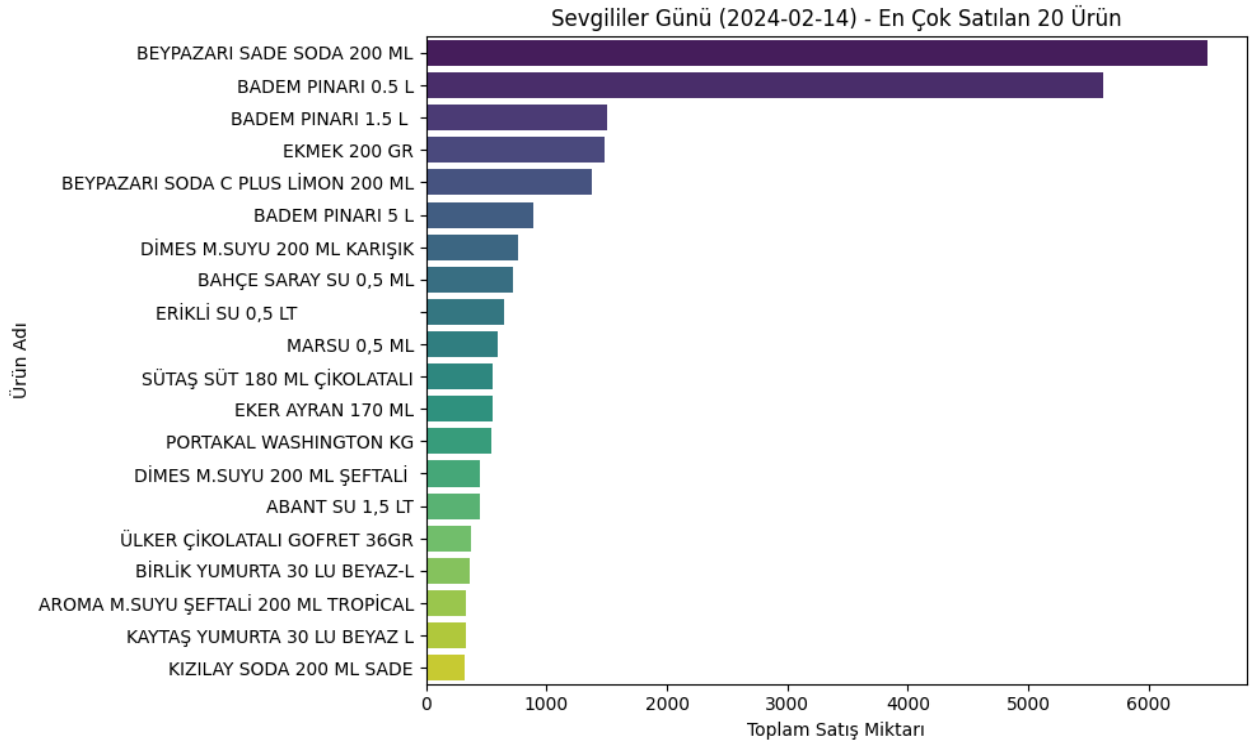
4. Bulgular

Bu bölümde, önceki bölümlerde anlatılan analiz yöntemleri kullanılarak elde edilen bulgular sunulmakta ve grafiksel görsel çıktılarıyla desteklenmektedir. Bulgular, üzerinde durulan dört temel analiz kategorisi çerçevesinde değerlendirilmiştir: Analizler sonucunda elde edilenler bulgular; (1) Özel günlere göre en çok satılan 20 ürün, (2) ABC analizi bulguları ve (3) Özel gün ve özel olmayan gün karşılaştırması bulguları başlıklarından oluşmaktadır.

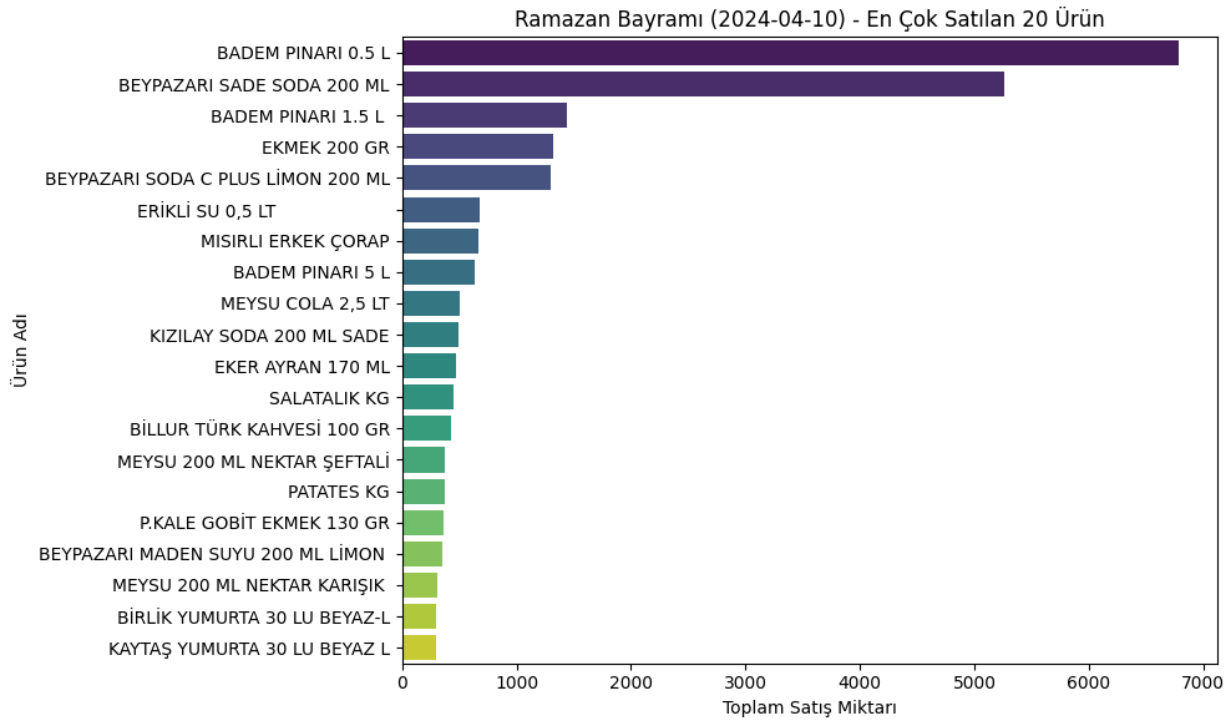
4.1. Özel Günlere Göre En Çok Satılan 20 Ürün

Bu bölümde, özel günlerin tüketim üzerindeki etkisini belirleyebilmek adına en çok satılan 20 ürün üzerinden analiz yapılmıştır. Her bir özel gün için ayrı ayrı oluşturulan çubuk grafiklerde, satış miktarına göre sıralanan ürünler ve bunlara ait satış hacimleri yer almaktadır.

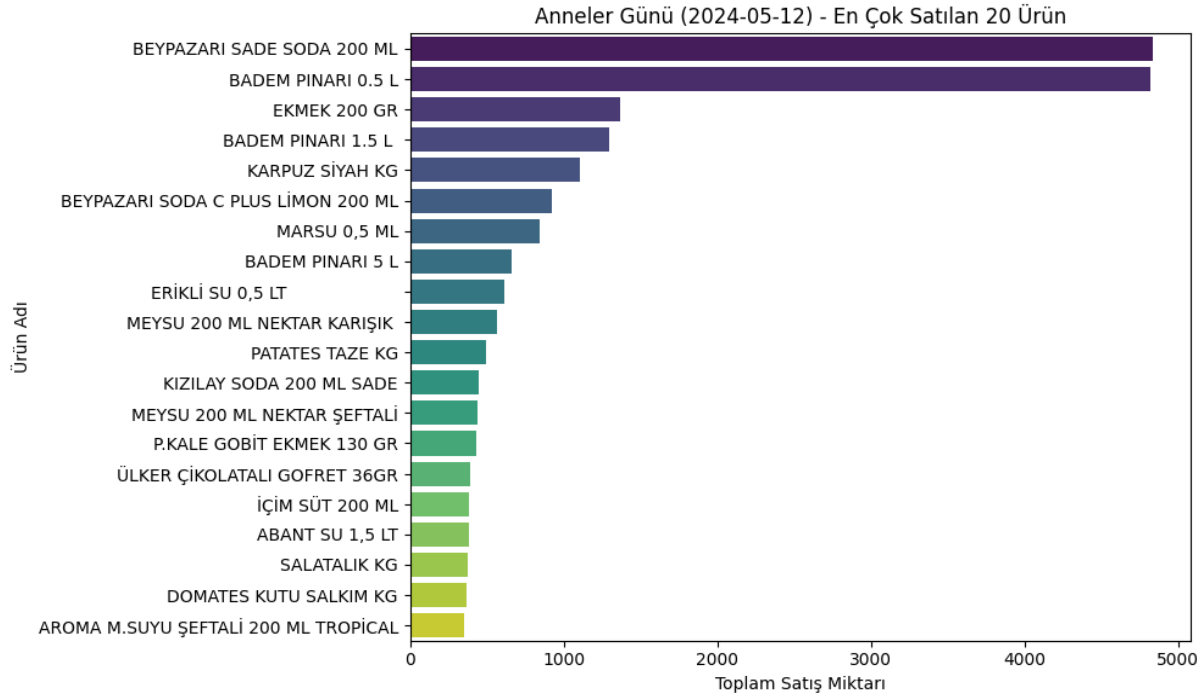
Her özel gün için 2023 ve 2024 yıllarına ait tüm aylar ile 2025 yılının ilk üç ayına ait veriler üzerinde analizler gerçekleştirilmiş olmakla birlikte, raporun grafiksel yoğunluğunu azaltmak ve odaklanmayı artırmak amacıyla yalnızca 2024 yılına ait grafiksel çıktılarına yer verilmiştir. 2023 yılına ait analiz sonuçları incelendiğinde, ürün tercih sıralamaları ile 2024 yılı bulguları arasında büyük ölçüde paralellik olduğu, temel eğilimlerin tekrarlandığı ve dikkat çeken yapısal bir değişim gözlemlenmediği belirlenmiştir. Bu nedenle 2023 yılına ait grafiklerin ayrıca sunulması gerekli görülmemiştir. Ancak karşılaştırmalı analiz yapılması gereken durumlarda iki yıl arasındaki farklara metin içerisinde atıfta bulunulmuştur. Elde edilen grafiklerin hepsi Python kodlarının çıktıları olarak alınmıştır. Bu çerçevede elde edilen bulgular Grafik 1-2-3-4 ve 5’de gösterilmiştir.



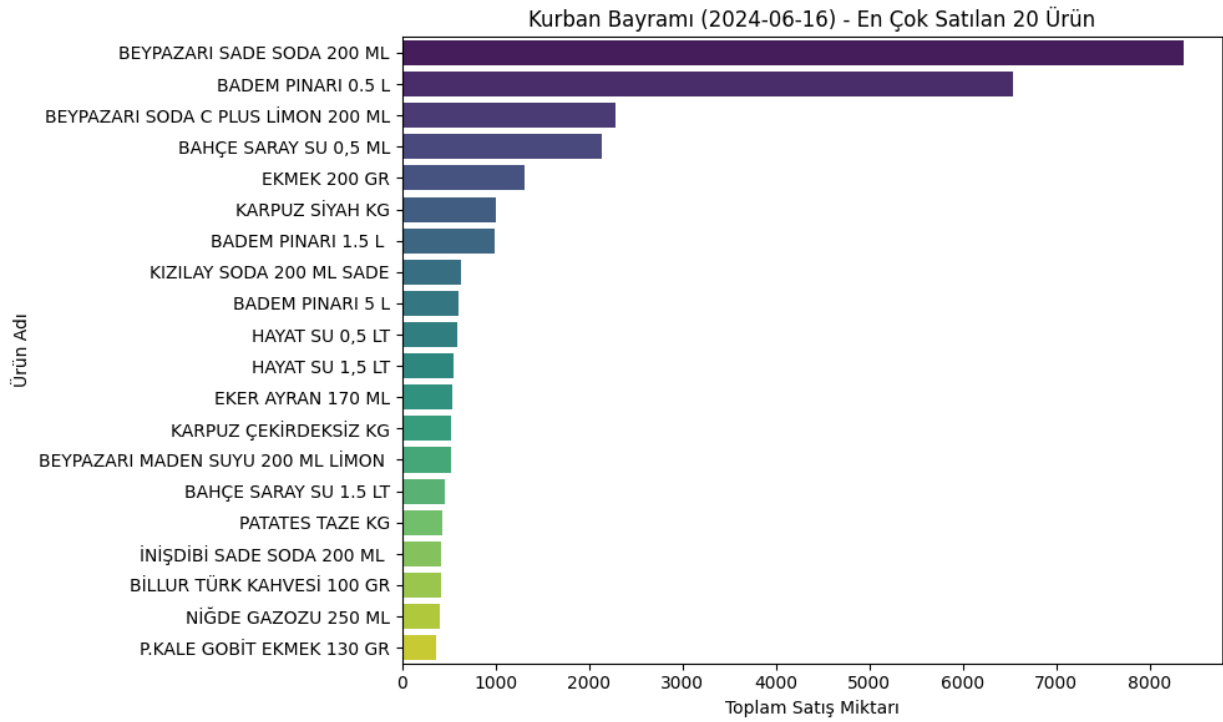
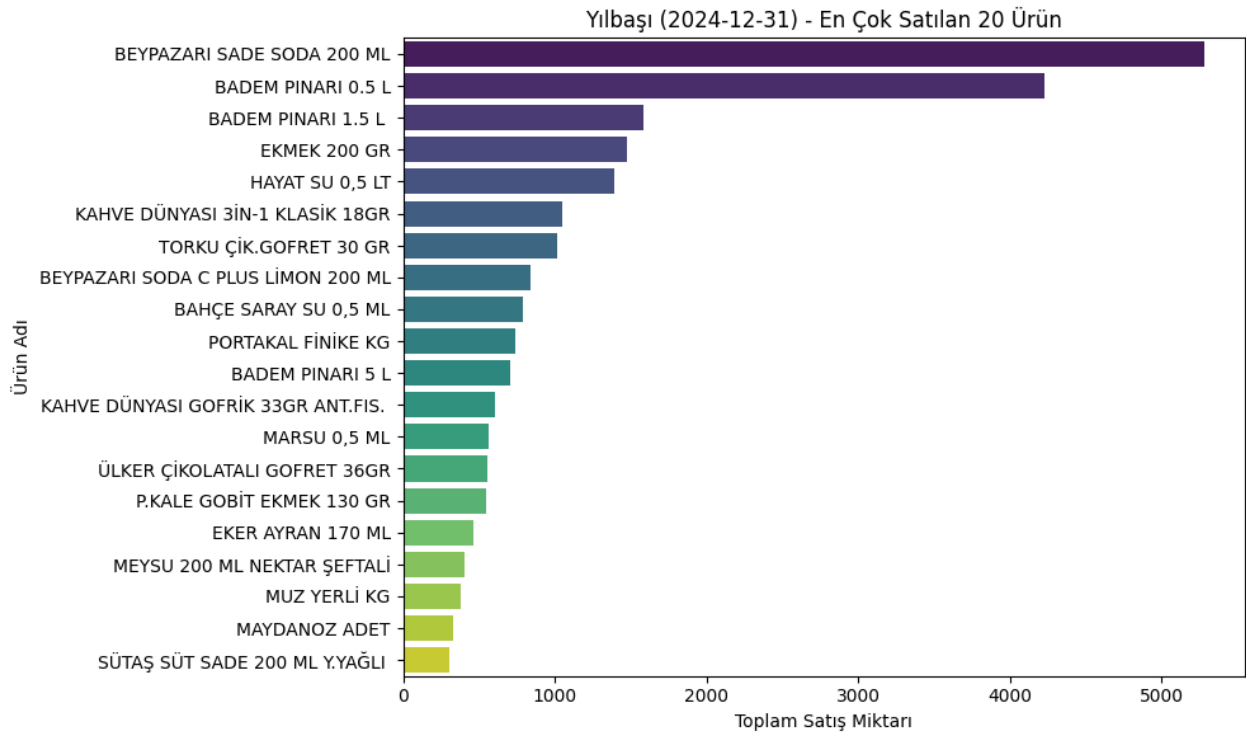
Grafik 1. Sevgililer Günü (2024-02-14) - En Çok Satılan 20 Ürün



Grafik 2. Ramazan Bayramı (2024-04-10) - En Çok Satılan 20 Ürün



Grafik 3. Kurban Bayramı (2024-06-16) - En Çok Satılan 20 Ürün

**Grafik 4.** Anneler Günü (2024-05-12) - En Çok Satılan 20 Ürün**Grafik 5.** Yılbaşı (2024-12-31) - En Çok Satılan 20 Ürün

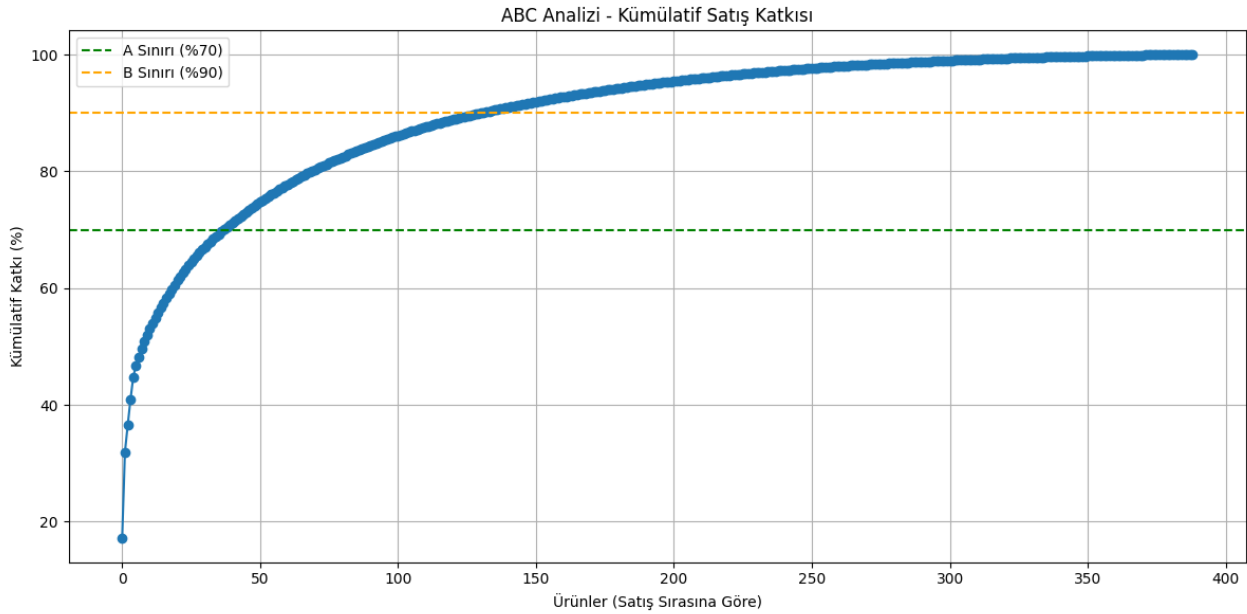
Grafikler incelendiğinde, özel günlerde öne çıkan belirli ürün gruplarının tekrarlandığı görülmektedir. Özellikle "BADEM PINARI 0.5 L", "BEYPAZARI SADE SODA 200 ML" ve "ABANT SU 0,5 LT" gibi ambalajlı içecekler hemen her özel günün en çok tercih edilen ürünleri arasında yer almıştır. Bu durum, özel günlerde artan misafir ağırlama, hediyeleşme veya dış mekân tüketimi gibi sosyokültürel pratiklerin, içecek tüketimini doğrudan etkileyebileceğini düşündürmektedir. Benzer şekilde "EKMEK 200 GR", "BİRLİK YUMURTA 30 LU", "KARPUZ KG" ve "BADEM PINARI 1.5 L" gibi temel tüketim ve taze gıda ürünlerinin de farklı özel günlerde ilk 20 sıralamasında sıkça yer aldığı görülmektedir. Bu durum, özel günlerde temel ve alışılmış tüketim davranışlarının devam ettiğini ortaya koymaktadır.

Ancak burada dikkat edilmesi gereken önemli nokta, özel günlerde tespit edilen bu tüketici davranışlarının, özel olmayan günlerdeki tüketici davranışlarından anlamlı düzeyde farklılık gösterip göstermediğidir. Bu grafikler sadece özel günlerdeki en çok satılan ürünleri göstermektedir. Bu nedenle normal günlerle karşılaştırmalı bir çıkarım yapılması doğru değildir. Özel gün ve normal gün satış farklılıklarının değerlendirilmesi, çalışmanın ilerleyen bölümlerinde daha ayrıntılı biçimde ele alınmıştır.

4.2. ABC Analizi Bulguları

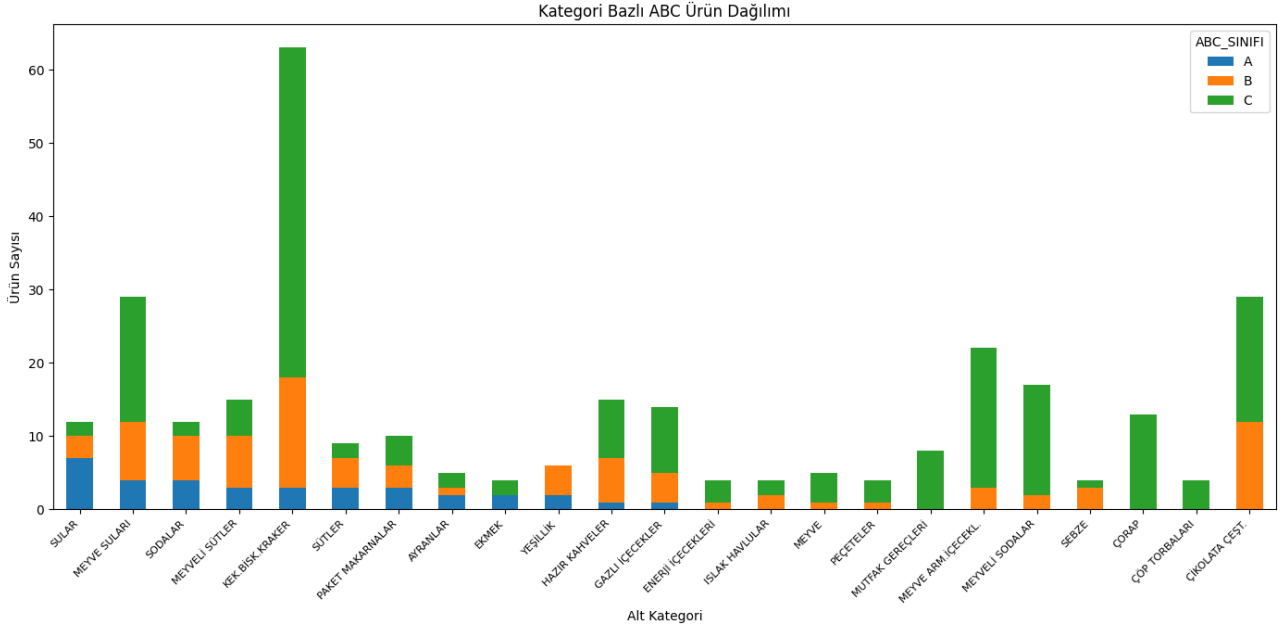
Bu çalışmada kullanılan perakende market zincirine ait veri seti, 25 ana kategoriye ve bu ana kategorilerle ilişkili toplam 62 alt kategoriye ayrılmış ürün gruplarından oluşmaktadır. İlgili kategori yapısı yöntem bölümünde Tablo 3'te sunulmuştur. Bu bölümde ürünlerin toplam satış hacimlerine katkı oranlarına göre sınıflandırıldığı ABC analizinin bulguları paylaşılmıştır. Ürünler, Pareto ilkesi doğrultusunda üç kategoriye ayrılmıştır: A sınıfı ürünler toplam satışın %70'ini, B sınıfı ürünler %20'sini ve C sınıfı ürünler ise geri kalan %10'unu oluşturmaktadır (Chopra ve Meindl, 2016: 62). Analiz sonuçları Grafik 6 ve Grafik 7'de sunulmuştur.

Grafik 6, ürünlerin satış hacmine göre sıralanarak toplam satışa olan kümülatif katkılarının gösterildiği ABC analizinin bulgularını sunmaktadır. Grafik, satış hacmine dayalı olarak ürünlerin Pareto ilkesi çerçevesinde A, B ve C sınıflarına ayrıldığını göstermektedir. Yatay ekseninde satış sırasına göre sıralanmış yaklaşık 390 ürün yer almakta, dikey ekseninde ise bu ürünlerin kümülatif satış katkıları gösterilmektedir. Grafikte yer alan yeşil kesikli çizgi, A sınıfı ürünlerin yaklaşık %70'lik satış katkısını; turuncu kesikli çizgi ise B sınıfının katkısını %90 seviyesine kadar tamamladığı noktayı göstermektedir. Bu eşiklerin ötesinde kalan ve katkı oranı %90 ile %100 arasında olan ürünler ise C sınıfına dâhil edilmiştir.



Grafik 6. ABC Analizi – Kümülatif Satış Katkısı

Bu grafik, ürünlerin satış katkılarını sıralayarak gösteriyor. En çok satan ürünler solda, en az satanlar sağda yer alıyor. Yeşil çizgi satışların %70'ine ulaşan A sınıfı ürünleri, turuncu çizgi ise %90'a ulaşan B sınıfı ürünleri ayırıyor. %90'dan sonrası yani grafiğin en sağdaki kısmı C sınıfı ürünlere ait kısımdır. Çizginin hızla %70'e ulaşması, A sınıfı ürünlerin sayıca az ama satış katkısı açısından çok güçlü olduğunu gösteriyor. C sınıfı ürünler ise sayıca fazla ama katkısı düşük olan ürünlerdir. Bu dağılım değerlendirildiğinde, A sınıfı ürünlerin sayıca oldukça az ancak satış hacmi açısından etkili olduğu; C sınıfı ürünlerin ise çok sayıda olmasına rağmen toplam satışa katkılarının sınırlı kaldığı görülmektedir. Bu durum, satışların büyük bölümünün sınırlı sayıda ürün üzerinden gerçekleştiğini ortaya koymakta ve ürün portföyü yönetiminde stratejik öncelik belirleme ihtiyacını vurgulamaktadır. Özellikle A sınıfı ürünlerin tedarik, stok ve kampanya planlamasında öncelikli olarak ele alınması kritik bir gerekliliktir. Grafik 6'da da açıkça görüldüğü üzere, katkının ilk %70'lik kısmı çok az sayıda ürünle sağlanırken, son %10'luk katkı çok sayıda düşük hacimli üründen oluşmaktadır.



Grafik 7. Kategori Bazında ABC Sınıfı Ürün Dağılımı

Grafik 7, ABC sınıfına göre ayrılmış ürünlerin alt kategori bazında dağılımını göstermektedir. Grafik, her alt kategoride kaç adet A, B ve C sınıfı ürün bulunduğunu çubuk grafiklerle sunmaktadır. Görselde, dikey eksenle ürün sayıları, yatay eksenle ise alt kategori isimleri yer almakta; her çubukta ABC sınıfları renklerle (A-mavi, B-turuncu, C-yeşil) gösterilmektedir.

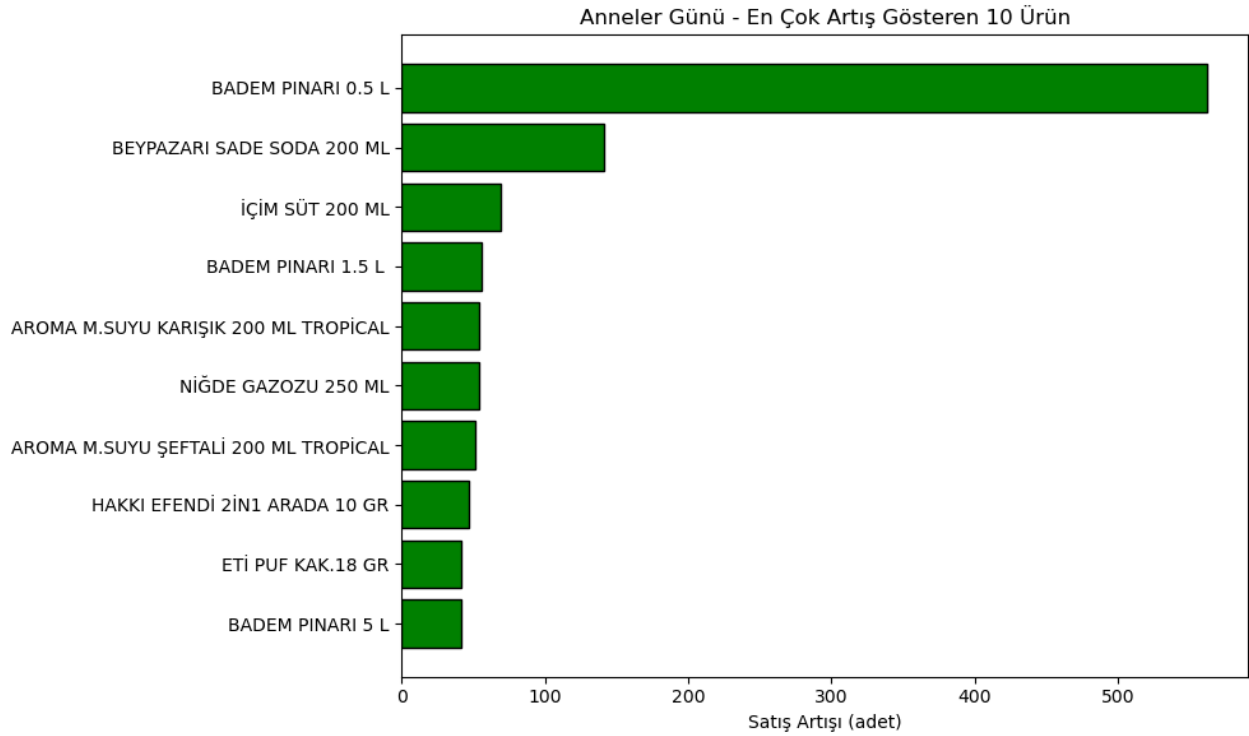
Bulgulara göre; “SÜTLER”, “SULAR” ve “SODALAR” alt kategorileri, ABC sınıflarının tümünde temsil edilmekle birlikte özellikle C sınıfında (yeşil) yüksek yoğunluğa sahiptir. Bununla birlikte, “MEYVE SULARI”, “KEK-BİSKÜVİ-KRAKER”, “PAKET MAMULLER”, “ENERJİ İÇECEKLERİ”, “ÇİKOLATA ÇEŞİTLERİ” gibi kategorilerde de çok sayıda C sınıfı ürün yer almaktadır. Bu durum, bu kategorilerde çeşitliliğin yüksek ancak satış katkısının sınırlı olduğunu göstermektedir.

A sınıfı ürünlerin en çok bulunduğu kategoriler “SULAR”, “SÜTLER” ve “GAZLI İÇECEKLER” olarak öne çıkmakta; bu da bu alt kategorilerin yüksek satış hacimli ürünler içerdiğini teyit etmektedir. Ayrıca “ÇİKOLATA ÇEŞİTLERİ” ve “MEYVE SULARI” gibi kategorilerde B sınıfı ürünlerin belirgin şekilde yer aldığı görülmektedir. Bu durum orta düzey satış hacmine sahip ancak belirli dönemlerde artış gösterebilen ürünleri temsil etmektedir.

Bu dağılım, kategori yönetimi açısından önemli ipuçları sunmaktadır. A sınıfı ürünlerin yer aldığı kategorilerde, bu ürünlerin satış katkıları yüksek olduğu için, bulunabilirliğini sağlamak adına tedarik, stok ve raf yönetimi süreçlerinde önceliklendirme yapılmalıdır. Ancak bu durum diğer ürün gruplarının ihmal edilmesi anlamına gelmemelidir. Kritik olan, satış kaybına yol açmayacak dengeli bir planlama yapılmasıdır. C sınıfı ürünlerin sayıca fazla olması, bu ürünlerden sürekli düşük satış hacmine sahip, düşük satış sıklığı gösteren ve stratejik katkısı bulunmayan ürünler için sadeleştirme düşünülebilir. Bu ürünler içinde sezonluk, niş, tamamlayıcı ya da müşteri sadakati açısından önemli ürünler olabilir.

4.3. Özel Gün ve Özel Olmayan Gün Karşılaştırması Bulguları

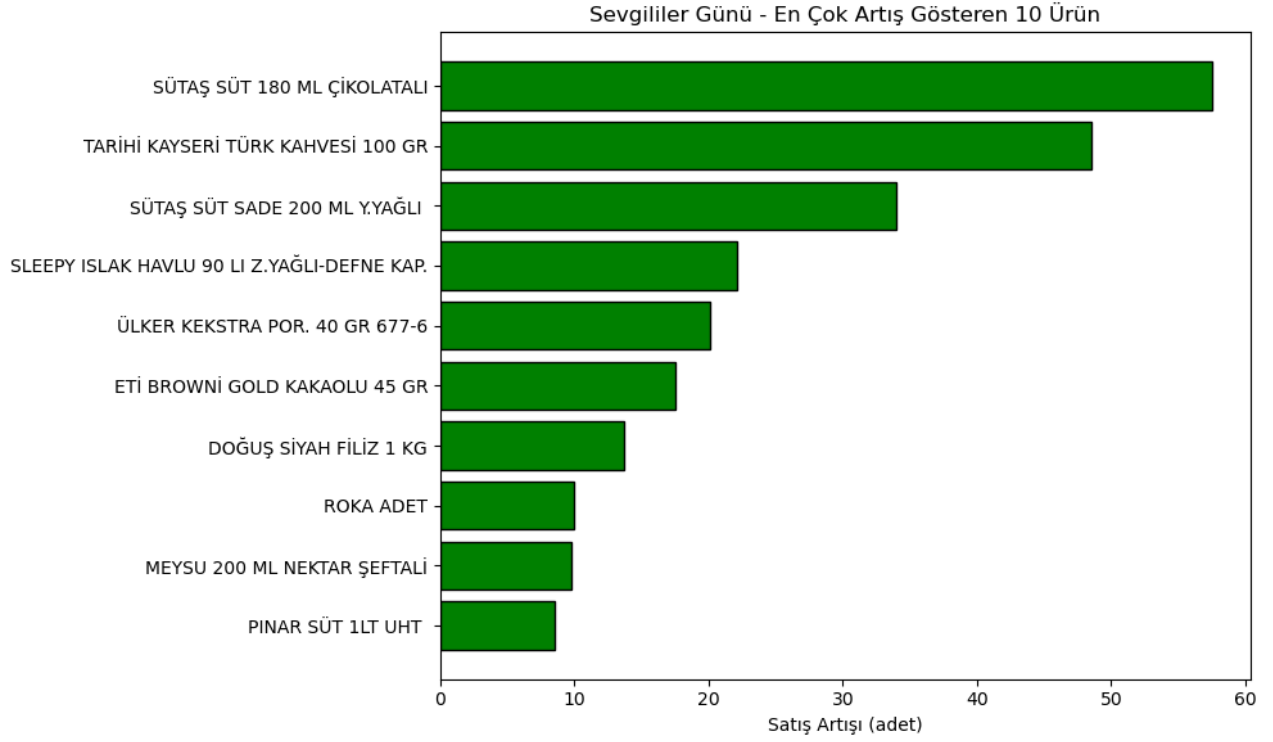
Bu bölümde, analiz kapsamına alınan üç özel gün olan Anneler Günü, Sevgililer Günü ve Yılbaşı’nda öne çıkan tüketici eğilimleri, ilgili günlerdeki satış artışlarını gösteren grafikler sunulmaktadır. Bu görsellerde sunulan satış artışları, her özel gün için o tarihin 3 gün öncesi ve 3 gün sonrasını kapsayan bir periyotla karşılaştırmalı olarak hesaplanmış olup; özel günün satış davranışlarını yansıtmaktadır. Dolayısıyla grafiklerde görülen artışlar, özel günün çevresindeki normal günlerle yapılan karşılaştırmalar sonucunda elde edilmiştir. Diğer yandan, Ramazan ve Kurban Bayramı’nda marketlerin kapalı olması nedeniyle doğrudan satış verisi bulunmadığından bu bayramlara ilişkin değerlendirmelere bayram öncesi ve sonrası 3 gün analize dâhil edilmiş olup, ısı haritası görselleştirmesi aracılığıyla yer verilmiştir.



Grafik 8. Anneler Günü’nde Satış Yüzdesi En Çok Artan Ürünler

Grafik 8 incelendiğinde, Anneler Günü’nde satış artışı bakımından öne çıkan 10 ürün sunulmaktadır. Listenin ilk sırasında yer alan “BADEM PINARI 0.5 L” ürünü, 560’ın üzerinde ek satışla dikkat çekici bir artış göstermiştir. Bu artış, bir yandan Anneler Günü’ne özgü misafir ağırlama ve ikram davranışlarını yansıtırken, diğer yandan bu ürünün normal günlerde de yüksek satış hacmine sahip olması nedeniyle baz etkisinin (başlangıç düzeyi yüksek olan ürünlerde yüzdesel artışın olduğundan daha küçük, düşük düzeyde olanlarda ise daha büyük görünmesine neden olan karşılaştırma yanılgısı) de rol oynamış olabileceği düşünülmelidir. Aynı şekilde, “BEYPAZARI SADE SODA 200 ML” ve “İÇİM SÜT 200 ML” gibi ürünler de hem özel güne özgü tüketim davranışlarını hem de hâlihazırda yaygın bireysel tüketim davranışlarını birlikte yansıtmaktadır.

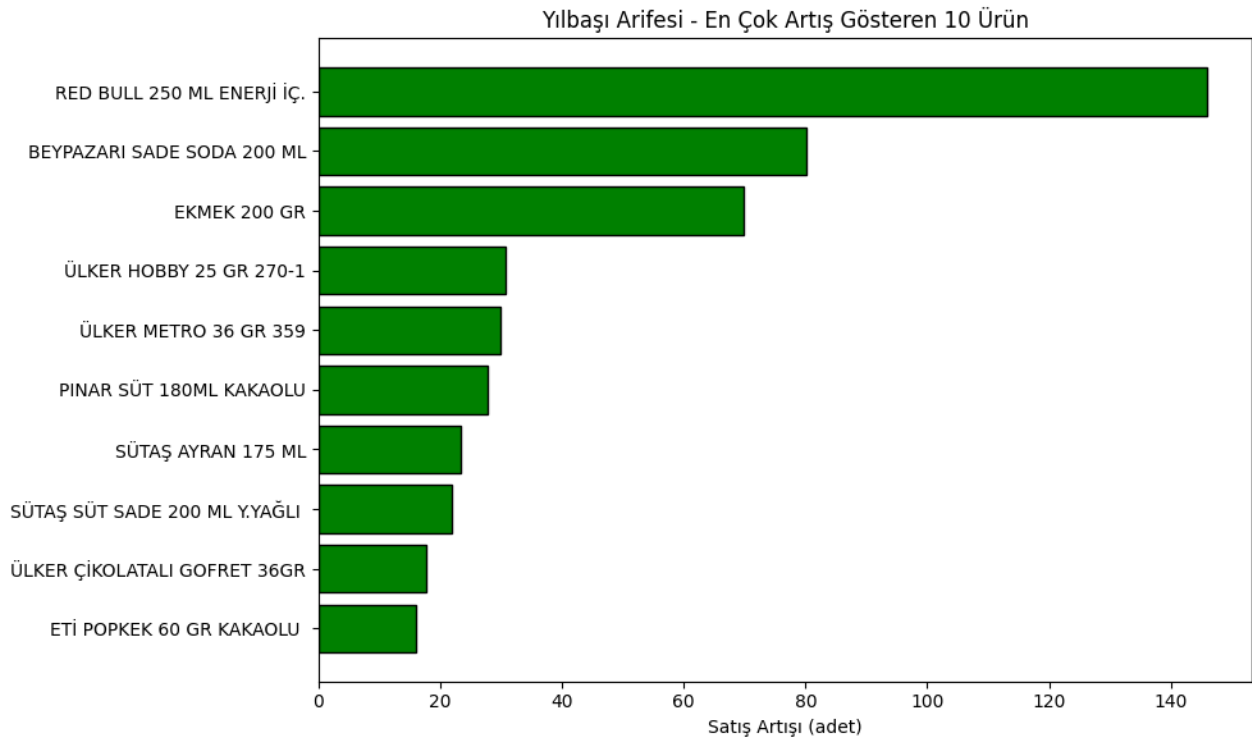
Özellikle meyve suyu ve gazoz gibi tek kullanımlık içeceklerin listede yer alması, Anneler Günü’nde artan ev içi tüketimi ve ikram alışkanlıklarını destekleyici bir eğilimi gösterebilir. Ancak bu artışların, yalnızca özel gün etkisiyle değil; ürünlerin temel ihtiyaç kategorisinde yer alması ve normal günlerdeki satış performansının da yüksek olmasıyla birlikte değerlendirilmesi gerekmektedir.



Grafik 9. Sevgililer Günü’nde Satış Yüzdesi En Çok Artan Ürünler

Grafik 9 incelendiğinde, Sevgililer Günü’nde satış artışı gösteren ilk 10 ürün sunulmaktadır. Listenin başında yer alan “SÜTAŞ SÜT 180 ML ÇİKOLATALI” ve “TARİHİ KAYSERİ TÜRK KAHVESİ 100 GR” gibi ürünler dikkat çekmektedir. Bu ürünlerin küçük ambalajlı, tüketimi kolay ve sembolik anlam taşıyan yapıları, özel güne özgü tercihleri yansıttığı düşünülebilir. Ancak bu artışların yalnızca Sevgililer Günü’nün yarattığı tüketim tercihleriyle açıklanması yanıltıcı olabilir. Örneğin, ilk sıradaki çikolatalı süt gibi ürünler, özellikle genç bireylerin ve çocukların normal günlerde de sıkça tercih ettiği, istikrarlı satış hacmine sahip ürünlerdir. Dolayısıyla burada da baz etkisi devreye girmekte, mutlak satış artışlarının yüksek çıkmasında ürünün zaten düzenli satılan bir ürün olması etkili olmuş olabilir. Listede yer alan “SLEEPY ISLAK HAVLU”, “ETİ BROWNİ GOLD” ve “ÜLKER KEKSTRA” gibi ürünler ise bakım, atıştırmalık ve kişisel kullanım kategorilerinde olup özel güne özgü alışverişin farklı yönlerini yansıtmaktadır.

Bu ürünlerin Sevgililer Günü ile olan ilişkisi doğrudan romantik tüketim değil; alışverişte tamamlayıcı, hijyenik veya ikramlık ürünlerin tercih edilmesiyle ilişkili olabilir. Sonuç olarak, Sevgililer Günü’nde artan satışların özel gün etkisini yansıttığı görülmekle birlikte; bu etkinin ürün bazında değerlendirilmesi, normal gün satış düzeyleriyle birlikte ele alınarak yapılmalıdır. Aksi halde, tüketim değişimlerinin sadece özel günle açıklanması genelleme hatası yaratabilir.



Grafik 10. Yılbaşında Satış Yüzdesi En Çok Artan Ürünler

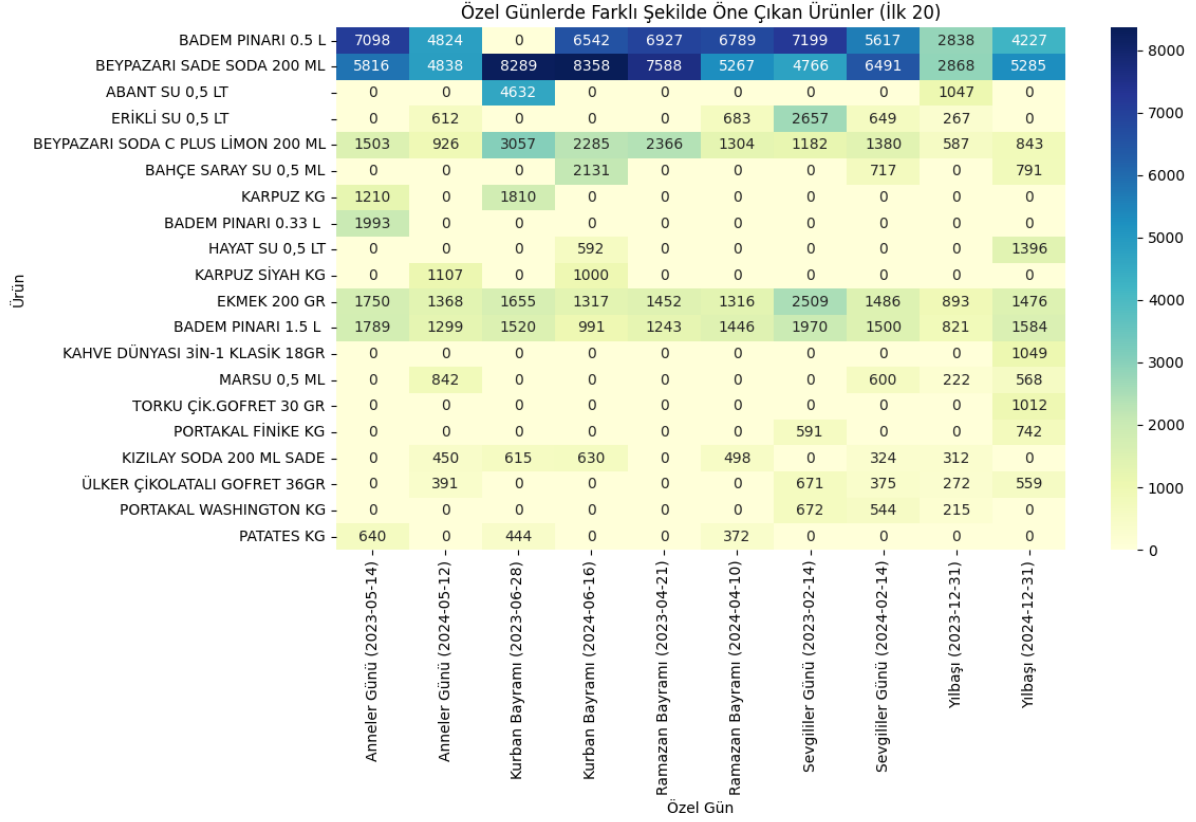
Grafik 10 incelendiğinde, Yılbaşı gecesinde satış artışı en yüksek olan 10 ürün gösterilmektedir. Listenin ilk sırasında yer alan “RED BULL 250 ML ENERJİ İÇECEĞİ”, yaklaşık 145 adetlik satış artışıyla diğer ürünlerden belirgin biçimde ayrıştığı görülmektedir. Bu ürünün yılbaşı gecesini tüketiminde öne çıkması, kutlamaların gece geç saatlere kadar sürmesiyle birlikte, bireylerin uyanıklık ve enerji düzeylerini koruma ihtiyacına yönelik alışveriş davranışlarıyla ilişkilendirilebilir. Ancak bu güçlü artış yalnızca özel güne özgü talep artışından kaynaklanmıyor olabilir; enerji içeceklerinin normal günlerde düşük adetlerde satılması durumunda baz etkisi (düşük başlangıç değerlerinde yapılan yüzdesel ya da mutlak karşılaştırmaların abartılı artışlar göstermesi durumu) de bu yükselişi görünür hâle getirmiş olabilir. Benzer şekilde, “BEYPAZARI SADE SODA 200 ML” ve “EKMEK 200 GR” gibi ürünlerin de üst sıralarda yer alması, yılbaşı sofralarına yönelik hazırlıkların ve ev içi toplu tüketimin yoğunlaştığını gösterebilir. Ancak bu iki ürün, genel olarak normal günlerde de oldukça yüksek satış hacmine sahip olan, temel tüketim ürünleri arasında yer almaktadır. Bu nedenle bu artışlar, yılbaşı gecesine ilgili özel taleplerin yanı sıra ürünlerin genel popülaritesinin devamı olarak da değerlendirilebilir. Listede yer alan “gofret”, “çikolata”, “ayran” ve “süt” gibi atıştırmalık ve bireysel tüketim ürünleri de yılbaşı alışverişinin yalnızca toplu tüketim odaklı değil, aynı zamanda bireysel keyif ve ikram tüketimine de hitap ettiğini ortaya koymaktadır.

Sonuç olarak, bu grafikte gözlenen satış artışları hem özel günün tüketim bağlamıyla hem de ürünlerin normal dönemlerdeki satış performanslarıyla birlikte değerlendirilmelidir. Tek başına özel güne atfedilen her artışın anlamlı olduğu varsayımı, baz etkisinin göz ardı edilmesine neden olabilir.

Özel günlerde satış artışı gösteren ürün gruplarına ilişkin grafiksel bulgular, tüketici davranışlarının yalnızca belirli günlerdeki tepkisini ortaya koymakla sınırlıdır. Ancak bu tercihlerin farklı özel günler arasında nasıl çeşitlendiği ya da tekrar eden davranışlar gösterip göstermediği gibi sorular, ürün tercihindeki süreklilik ya da farklılaşmayı daha geniş bir perspektifte değerlendirmeyi gerekli kılmaktadır. Bu noktada, önceki 3 özel güne ait grafiklerle başlayan analizleri tamamlayıcı nitelikte sunulan ısı haritaları, tüketici davranışlarındaki tematik, zamansal ve yapısal durumların daha kapsamlı biçimde ortaya konmasını sağlamaktadır. Aynı şekilde, yalnızca özel günler arasındaki farklılaşma değil, haftanın günlerine göre tüketim davranışlarının görselleştirilmesi de satış davranışlarının zamansal boyutunu anlamaya katkı sunmaktadır.

Beş farklı özel gün temelinde tüketici tercihlerinin değişip değişmediği, en çok tercih edilen 20 ürün bazında analiz edilmiştir. Her özel gün için ilk 20 ürün listesine giren ürünlerin, diğer özel günlerdeki satış performansları karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir. Elde edilen farklılık skorları, ürünlerin satış

değerleri arasındaki standart sapmalar temelinde hesaplanmış ve Tablo 4'teki ısı haritasında görsel olarak sunulmuştur.



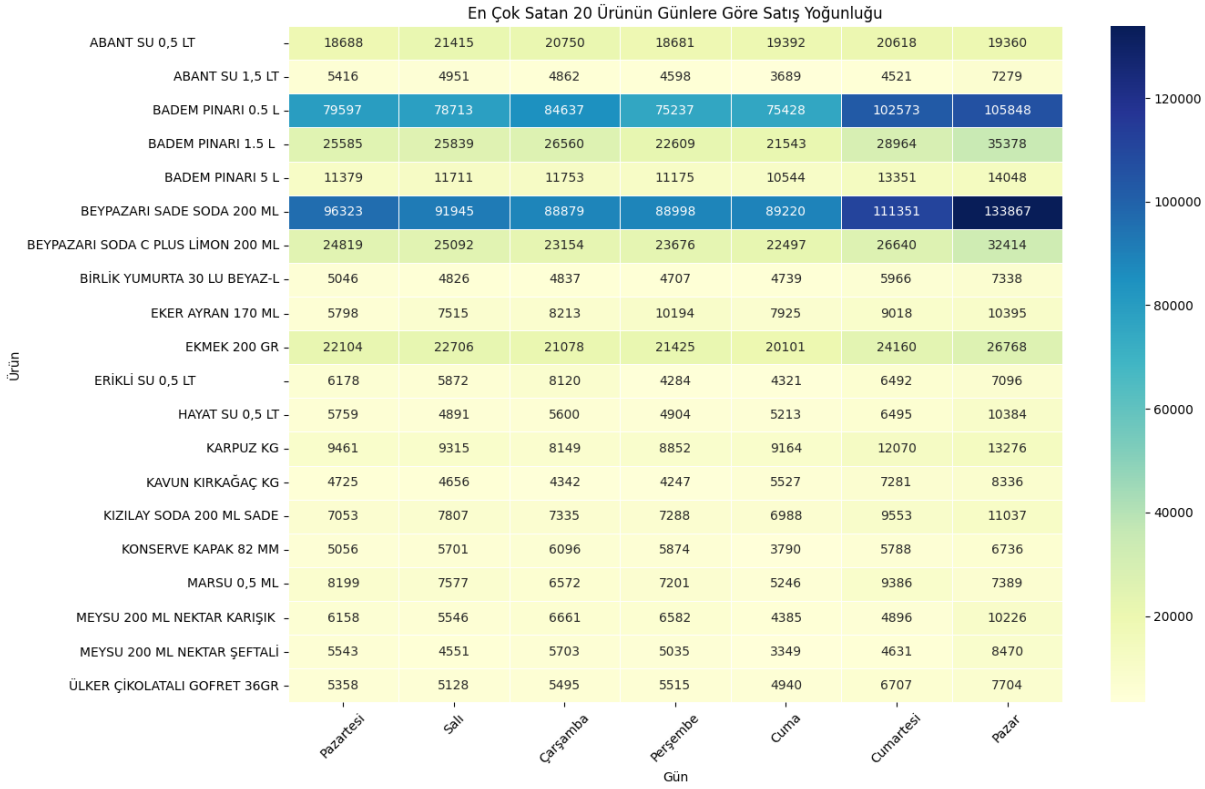
Tablo 4. Özel Günlerde Farklı Şekilde Öne Çıkan Ürünler – Farklılık Skoru Isı Haritası

Tablo 4 değerlendirildiğinde, bazı ürünlerin neredeyse tüm özel günlerde öne çıktığı görülmektedir. Özellikle "BADEM PINARI 0.5 L" ve "BEYPAZARI SADE SODA 200 ML" gibi ambalajlı içeceklerin farklı özel günlerde istikrarlı bir biçimde yüksek satış rakamlarına ulaştığı görülmektedir. Bu durum, belirli ürünlerin özel günlerde marka bağlılığı, alışkanlık ya da tematik uygunluk nedeniyle güvenilir tercih olarak öne çıktığını göstermektedir. Ancak bu istikrar, söz konusu ürünlerin normal günlerdeki satış performansları ile karşılaştırıldığında daha anlamlı hâle gelmektedir. Zira bu ürünlerin hafta içi ya da hafta sonu gibi sıradan günlerde de yüksek satış düzeyine sahip olduğu (Bkz. Tablo 4) görülmekte, dolayısıyla özel günlerdeki yoğunluğun ekstra bir sıçrama mı yoksa süregelen talebin yansıması mı olduğu tartışmalı hâle gelmektedir.

Diğer bir yandan "EKMEK 200 GR" ve "KARPUZ KİLOGRAM" gibi ürünlerde ise satışlar daha çok gün-temalı olarak değişmektedir. Örneğin ekmek ürünü Ramazan ve Kurban bayramlarında ciddi bir satış hacmi gösterirken, sevgililer günü ya da yılbaşı gibi dönemlerde ya çok düşük kalmakta ya da listede (ilk 20) yer almamaktadır. Karpuz ve portakal gibi mevsimsel ürünler de yalnızca yaz aylarına denk gelen bayramlarda öne çıkmaktadır. Bu bulgu, tematik faktörlerin ve mevsimselliğin tüketici tercihleri üzerindeki doğrudan etkisini göstermektedir.

Bu bağlamda Zhang vd. (2010), özel etkinliklerin tüketici taleplerini tematik yönelimlerle şekillendirdiğini belirtmiştir. Çalışmanın sonuçları, bu görüşü doğrudan desteklemektedir. Benzer bir biçimde Blattberg ve Neslin (1990), özel günlerde talebin daha çok promosyon ve fiyat indirimleri gibi dışsal pazarlama faktörleri tarafından yönlendirildiğini savunmuştur. Bu çalışmada doğrudan promosyon verisi yer almasa da bazı ürünlerin belirli özel günlerde ani yükseliş göstermesi, bu yönlendirmenin tematik veya fiyat odaklı kampanyalarla ilişkili olabileceğini düşündürmektedir. Tablo 4 yalnızca bir satış yoğunluğu haritası değil, aynı zamanda tüketici davranışlarının özel gün temaları, mevsimsel farklar, alışkanlıklar ve muhtemelen pazarlama uygulamaları ile nasıl şekillendiğini ortaya koyan stratejik bir analiz çıktısıdır. Bu bulgular hem ürün bazlı kampanya planlamalarında hem de dönemsel stok yönetimi kararlarında dikkate alınmalıdır.

Haftanın günlerine göre tüketim davranışlarının görselleştirildiği Tablo 5’de ise haftanın 7 gününe göre en çok satılan 20 ürünün günlük satış hacimleri yer almaktadır.



Tablo 5. En Çok Satılan 20 Ürünün Günlere Göre Satış Yoğunluğu

Tablo 5 değerlendirildiğinde, görselde yer alan ısı haritası, haftanın yedi gününe göre, en çok satılan 20 ürünün satış yoğunluğunu görsel olarak ortaya koymaktadır. Özellikle “BADEM PINARI 0.5 L”, “BEYPAZARI SADE SODA 200 ML” ve “ABANT SU 0.5 LT” gibi ambalajlı içeceklerin haftanın her gününde yüksek satış hacmine sahip olduğu, ancak özellikle hafta sonlarında en yüksek düzeye ulaştığı görülmektedir. Bu durum, hafta sonlarında artan ev içi sosyalleşme, ziyaretler veya dış mekân aktiviteleriyle içecek tüketimi arasındaki ilişkiyi gösterebilir. Benzer şekilde, “EKMEK 200 GR” ve “BİRLİK YUMURTA 30 LU” gibi temel gıda ürünleri hafta boyunca istikrarlı bir satış grafiği çizmekte, ancak hafta sonuna doğru (özellikle Cuma ve Cumartesi günleri) satışların arttığı dikkat çekmektedir. Bu bulgu, hafta sonu kahvaltı alışverişlerinin daha planlı ve yoğun yapıldığını ortaya koymaktadır. “KARPUZ KG” ve “KAVUN KIRKAĞAÇ KG” gibi mevsimsel ürünlerde ise Cuma ve Cumartesi günleri öne çıkmakta, bu da taze ürün alışverişinin genellikle hafta sonuna yakın tarihlerde yapıldığını göstermektedir.

Bu eğilimler, özel günlerde gözlemlenen ürün tercihleriyle büyük ölçüde benzerlik göstermektedir. Hem özel günlerde hem de hafta sonlarında ambalajlı içecekler, temel gıda ürünleri ve taze meyveler öne çıkmaktadır. Bu benzerlik, özel gün tüketiminin çoğu zaman “yoğunlaştırılmış bir hafta sonu alışverişi” gibi gerçekleştiğini gösterebilir. Sonuç olarak, içecek, temel gıda ve mevsimsel ürün gruplarında gün bazlı belirgin talep farklılıkları tespit edilmiştir. Bu bulguların pazarlama kampanyalarının zamanlaması ve stok yönetimi stratejilerinin haftalık planlaması açısından önemi büyüktür.

5. Sonuç ve Öneriler

Bu çalışma, büyük hacimli fiş bazlı perakende verilerinin çok boyutlu analizine dayalı olarak; özel gün tüketim davranışları, haftalık satış döngüleri ve ürün katkı düzeylerine ilişkin anlamlı sonuçlar ortaya koymuştur. Bulgular, büyük hacimli perakende verilerinin çok boyutlu bir veri madenciliği yaklaşımı ile analiz edilebileceğini göstermektedir.

Öncelikle, özel gün analizlerinde bazı ürünlerin (örneğin 0.5 L su ve sade soda) tüm özel günlerde en yüksek satış hacmine sahip olduğu görülmüştür. Ancak bu ürünlerin normal günlerde de yoğun şekilde satıldığı dikkate alındığında, bu artışın doğrudan özel güne özgü bir tercihten ziyade genel popülerliğe dayandığı

anlaşılmaktadır. Bu bağlamda, bu ürünler kampanyalar için hedeflenebilecek ana ürünler olarak değerlendirilebilir. Ancak özel güne özgü tüketim tercihlerinin belirlenmesinde daha spesifik ürün gruplarının (örneğin çikolata, kolonya, hediyelik eşya gibi) dikkate alınması daha anlamlı olacaktır.

Çalışmada, hafta sonuna yaklaşırken (özellikle Cuma ve Cumartesi günleri) içecek, kahvaltılık ve atıştırmalık ürün gruplarında anlamlı bir satış artışı gözlenmiştir. Bu durum, mağaza içi stok ve raf yönetimi planlamalarının sadece haftalık bazda değil, gün bazında da yapılmasının önemine işaret etmektedir. Özellikle yoğun talep yaşanan ürün gruplarında Cuma gününden itibaren takviye raf düzenlemeleri ya da kampanyalar planlanabilir.

ABC analizi sonucunda, satış hacminin büyük bir kısmının sınırlı sayıdaki A sınıfı ürün tarafından karşılandığı görülmüştür. Bu ürünler genellikle su, süt, sade soda gibi temel ve sürekli tüketilen ürünlerdir. Bu bulgu, stok sürekliliği ve tedarik yönetimi açısından bu ürün gruplarına öncelik verilmesi gerektiğini göstermektedir. Ancak, A sınıfı ürünlerin mağaza tipi, müşteri profili ve lokasyona göre farklılık gösterebileceği unutulmamalıdır. Bu nedenle her mağaza için yerel bir ABC sınıflandırmasının yapılması önerilmektedir.

Çalışmada ayrıca C sınıfı ürünlerin çok sayıda olduğu ve bu ürünlerin genellikle geniş çeşitliliğe sahip kategorilerde yoğunlaştığı (örneğin “çikolata çeşitleri”, “paket mamuller”, “meyve suları”) tespit edilmiştir. Bu durum, her ürünün raf alanı ve stok maliyeti yarattığı göz önünde bulundurularak, düşük katkılı ürünlerin sayısının azaltılması ya da daha etkin yönetilmesi gerektiğini göstermektedir. Ancak bu sadeleştirme önerisi her kategori için geçerli olmayabilir. Örneğin hediyelik ya da sezonluk ürünlerde çeşitlilik tüketici çekiciliği açısından değerli olabilir. Bu nedenle sadeleştirme kararı, ürün kategorisinin rolüne ve satış yoğunluğunun zamansal durumuna göre verilmelidir.

Sonuç olarak, bu çalışmadan elde edilen bulgulara dayalı olarak perakende işletmeleri için aşağıdaki öneriler geliştirilebilir:

- Özel gün kampanyalarında en çok satan temel ürünler yerine, tüketim artışı gösteren ürün gruplarına odaklanılması, kampanya etkililiğini artırabilir.
- Hafta sonu alışveriş yoğunluğu dikkate alınarak, bu dönemde hızlı tüketim ürünlerine yönelik stok ve raf stratejileri gözden geçirilmeli; gerektiğinde haftanın günlerine özel mikro kampanyalar oluşturulmalıdır.
- ABC sınıflandırması, mağaza ve bölge bazında güncellenerek, A sınıfı ürünlerin lokasyon bazlı dağılımı analiz edilmeli faaliyetler bu duruma göre belirlenmelidir.
- C sınıfı ürünlerin yoğunlaştığı kategorilerde dönemsel performans analizi yapılarak, yalnızca düşük satış hacimli olanların değil aynı zamanda düşük satış sıklığına sahip olanların da gözden geçirilmesi gereklidir.
- Büyük hacimli veri setlerinden elde edilen bu tür analizlerin, mağaza performans ölçütlerine entegre edilmesi; sadece geçmiş performansın değil, ileriye dönük stratejik kararların da veri temelli alınmasını mümkün kılacaktır.

Kaynaklar

- Aggarwal, C. C. (2015). *Data Mining: The Textbook*. New York: Springer.
- Başar, E. E. ve Tosun, B. (2024). Türkiye’de Perakende Sektöründe Satış Hacmini Etkileyen Faktörlerin İncelenmesi. *EKEV Akademi Dergisi*, 98, 52-61. <https://doi.org/10.17753/sosekev.1452952>.
- Bell, D. R., Corsten, D. ve Knox, G. (2011). From Point of Purchase to Path to Purchase: How Preshopping Factors Drive Unplanned Buying. *Journal of Marketing*, 75(1), 31-45. <https://doi.org/10.1509/jmkg.75.1.31>
- Blattberg, R. C. ve Neslin, S. A. (1990). *Sales Promotion: Concepts, Methods, And Strategies*. Prentice Hall.
- Bradlow, E. T., Gangwar, M., Kopalle, P., ve Voleti, S. (2017). The Role of Big Data and Predictive Analytics in Retailing. *Journal of Retailing*, 93(1), 79-95. <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2016.12.004>
- Chopra, S. ve Meindl, P. (2016). *Supply Chain Management: Strategy, Planning, and Operation* (6th ed.), Pearson.
- Duman, S., Turnacıgil, S., Arık, E. ve Aktaş, M. A. (2025). The Role of International Variables in Predicting Gold Prices: Analysis With Machine Learning Algorithms. *Sosyoekonomi*, 33(63), 103-113. <https://doi.org/10.17233/sosyoekonomi.2025.01.05>
- Fildes, R. ve Kumar, V. (2002). Telecommunications Demand Forecasting: A Review. *International Journal of Forecasting*, 18(4), 489-522. [https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(02\)00064-X](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(02)00064-X)
- Gandomi, A. ve Haider, M. (2015). Beyond the Hype: Big Data Concepts, Methods and Analytics. *International Journal of Information Management*, 35(2), 137-144. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2014.10.007>
- Gül, İ. ve Yiğit, V. (2024). Stok Yönetiminde ABC - XYZ Analizi Yöntemlerinin Kullanılması: Bir Üniversite Hastanesinde Uygulama. *Kocatepe İİBF Dergisi*, 26(2), 288-304. <https://doi.org/10.33707/akuiibfd.1461881>
- Inman, J. J., Winer, R. S. ve Ferraro, R. (2009). The Interplay Among Category Characteristics, Customer Characteristics and Customer Activities on In-Store Decision Making. *Journal of Marketing*, 73(5), 19-29. <https://doi.org/10.1509/jmkg.73.5.19>
- Karademir, M. (2021). Veri Madenciliği Market Sepeti Analizi: Apriori ve Fp-Growth Algoritmaları Karşılaştırması, İstanbul Medeniyet Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Mühendislik Yönetimi Anabilim Dalı Yüksek Lisans Tezi, 51-52.
- Koçak, Z. K. ve Uyar, K. (2022). Perakendecilikte Akıllı Uygulamalar: Sistematiik Literatür Taraması. *Business and Management Studies: An International Journal*, 10(4), 1565-1582. <https://doi.org/10.15295/bmij.v10i4.2114>
- Kotler, P. ve Keller, K. L. (2006). *Marketing Management* (12. Baskı). Pearson Prentice Hall.
- Manchanda, P., Ansari, A. ve Gupta, S. (1999). The “Shopping Basket”: A Model for Multicategory Purchase Incidence Decisions. *Marketing Science*, 18(2), 95-114. <https://doi.org/10.1287/mksc.18.2.95>
- Provost, F. ve Fawcett, T. (2013). *Data Science For Business: What You Need to Know About Data Mining and Data-Analytic Thinking*. O’Reilly Media.
- Varian, H. R. (2014). Big Data: New Tricks for Econometrics. *Journal of Economic Perspectives*, 28(2), 3–28. <https://doi.org/10.1257/jep.28.2.3>
- Yalçinkaya, Ö. ve Karadaş, Y. (2020). Bir Otomotiv Yedek Parça Şirketinde ABC Analizi ve Sipariş Sürecinin Simülasyonla Modellenmesi. *Dokuz Eylül Üniversitesi Fakülte Dergisi*, 22(64), 287-300.
- Zhang, J., Farris, P. W., Irvin, J. W., Kushwaha, T., Steenburgh, T. J. ve Weitz, B. A. (2010). Crafting Integrated Multichannel Retailing Strategies. *Journal of Interactive Marketing*, 24(2), 168-180 <https://doi.org/10.1016/j.intmar.2010.02.002>