

**T.C.
BAHÇEŞEHİR ÜNİVERSİTESİ**

**PERAKENDE SEKTÖRÜNDE
ÖN SİPARİŞ TAHMİNLEMESİ**

Yüksek Lisans Tezi

SEVİLAY KARABİLEN

İSTANBUL, 2017

**T.C.
BAHÇEŞEHİR ÜNİVERSİTESİ**

**FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
BİLGİ TEKNOLOJİLERİ YÜKSEK LİSANS PROGRAMI**

**PERAKENDE SEKTÖRÜNDE
ÖN SİPARİŞ TAHMİNLEMESİ**

Yüksek Lisans Tezi

SEVİLAY KARABİLEN

Tez Danışmanı: DOÇ. DR. M. ALPER TUNGA

İSTANBUL, 2017

T.C.
BAHÇEŞEHİR ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
BİLGİ TEKNOLOJİLERİ YÜKSEK LİSANS PROGRAMI

Tezin Adı: Perakende Sektöründe Ön Sipariş Tahminlemesi
Öğrencinin Adı Soyadı: Sevilay Karabilen
Tez Savunma Tarihi:

Bu tezin Yüksek Lisans tezi olarak gerekli şartları yerine getirmiş olduğu Fen Bilimleri Enstitüsü tarafından onaylanmıştır.

İmza
Ünvan, Ad ve SOYADI
Enstitü Müdürü

Bu tezin Yüksek Lisans tezi olarak gerekli şartları yerine getirmiş olduğunu onaylarım.

İmza
Ünvan, Adı ve SOYADI
Program Koordinatörü

Bu Tez tarafımızca okunmuş, nitelik ve içerik açısından bir Yüksek Lisans tezi olarak yeterli görülmüş ve kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

İmzalar

Tez Danışmanı
Doç. Dr. Mehmet Alper TUNGA

Üye: Doç. Dr. Ahmet KIRIŞ

Üye: Yrd. Doç. Dr. Yücel Batu SALMAN

ÖNSÖZ

Bu tez ile geleceği tahmin ederek işletmenin içinde bulunduğu belirsizlikleri minimum düzeye indirip, büyüme ve gelişmeye yardımcı olarak toplam maliyetlerin azaltılması hedeflenmiştir.

Benim gibi duygusal bir insanın kısa bir teşekkür ile geçmesi beklenilmezdi. Tabiki herkese tek tek teşekkür edeceğim. Bu günlere gelmemde sonsuz emeği olan, tüm eğitim hayatım boyunca hep en iyi noktaya ulaşmam için beni her daim teşvik eden biricik annem FATMA ALKAN' a ve her zaman bir dağ gibi arkamda olduğunu bildiğim canım babam HALİL İBRAHİM ALKAN 'a, her süreçte bir telefon kadar yakınımda olacağını bildiğim biricik kardeşim BÜŞRA ALKAN' a, Yüksek Lisans eğitimine başlamaya karar verdiğimi söylediğimde 'Senin için elimden geleni yapmaya hazırım' diyen hayat arkadaşım ÜMİT KARABİLEN 'e ve Yüksek Lisans eğitimim boyunca her türlü konuda, bilgi ve görüşlerinden faydalanmamızı sağlayan, rehberliği ile bizlere yol gösteren danışman hocam Bilgi Teknolojileri YÜKSEK LİSANS PROGRAMI KOORDİNATÖRÜ / DOÇ. DR. M. ALPER TUNGA ' ya ve tüm jüri üyelerine teşekkürlerimi sunarım.

Ve...

Sevgili Oğlum Umut... Sen daha karnımdayken başladığım bu yolculuk ikimiz içinde hiç kolay olmadı. Doğuma sayılı günler kala girdiğim finalleri, seninle ilgili bana söylenen 'Doğunca doktora yazdır Umut'u ' gibi esprileri unutmayacağım... Hem okul, hem iş, hem ev, hem çocuğu aynı anda yürütebildiysem eğer bu senin bana verdiğin güç ile oldu canım oğlum... İyi ki varsın...

Bu Akademik Kariyer Yolculuğumda Doktora yapmak ümidiyle...

Sevilay KARABİLEN

ÖZET

PERAKENDE SEKTÖRÜNDE ÖN SİPARİŞ TAHMİNLEMESİ

Sevilay Karabilen

Bilgi Teknolojileri

Tez Danışmanı: DOÇ. DR. M. ALPER TUNGA

Mayıs 2017, 56 Sayfa

Geleceği tahmin etme, günümüzde gerek şirketler açısından, gerekse ulusal ve uluslararası ekonomiler açısından büyük bir önem taşımaktadır. Özel veya kamu sektörlerinde karar verme durumunda olan herkes geleceğin tahminine gereksinim duyar. Örneğin satın alma bölüm yöneticisi üretim düzeyini, dolayısıyla gerekli malzeme gereksinim düzeyini ve giderlerini bilmek ister. Bir şirketteki tahmin çalışmaları, o şirketin büyümesine ve gelişmesine yardımcı olacaktır. Çünkü işletmenin içinde bulunduğu belirsizlikten dolayı toplam maliyetler azalacaktır.

Sipariş tahmini, gelecekteki belli bir zaman aralığı için bir veya birkaç ürünün sipariş düzeyinin saptanmasıdır. Bu nedenle sipariş tahmini de sonuçta bir tahmindir. Ama bazı özel kuralların kullanımı ile sıradan bir tahminden öte, bir yöntemdir. Sipariş tahminlerinin bilimsel bir çalışma olduğunu söyleyebiliriz. Siparişler aynı zamanda satışlar olacağı için sipariş tahmini yerine satış tahmini de diyebiliriz. Sipariş tahminleri, işletmenin üretim düzeyinin saptanmasında temel oluşturur. Hangi ürünün üretileceği, tüketicilerin bu üründen ne miktarda isteyeceği ve bu talebin çoğunlukla hangi tarihlerde gerçekleşme olasılığı talep tahminleri ile yorumlanır.

Talep öngörülerinin yapılmasında kullanılacak farklı yöntemler bulunmaktadır. Şöyle diyebiliriz ki, yönteme dayalı öngörüler, sezgiye dayalı öngörülerden çok daha fazla gerçekçidir. Ancak hangi yöntem kullanılsa da, yapılan tüm öngörülerin belirli bir doğruluk derecesi söz konusudur ve tüm öngörüler yüzde yüzlük bir doğruluk derecesine sahip olamaz. Bu nedenle bilimsel yöntemler kullanılmış olsa da uzman kişilerin sezgi ve deneyimlerine gereksinim duyulmaktadır.

Anahtar Kelimeler: Tahmin, Sipariş Tahmini, Gelecek, Yöntem, Doğruluk

ABSTRACT

RETAIL SECTOR ORDER FORECAST

Sevilay Karabilen

Information Technologies

Thesis Supervisor: Associate Professor Mehmet Alper TUNGA

May 2017, 56 Pages

Predicting the future is of great importance both in terms of companies today and in national and international economies. Anyone who is in the private or public sector decision-making needs an estimate of the future. For example, the Purchasing Department Manager would like to know the level of production and therefore the required material requirements and costs. A company's forecasting work will help that company grow and develop. This is because the total cost will decrease because of the ambiguity of the operator.

The order forecast is to determine the order level of one or more products for a certain future time interval. For this reason, the order forecast is also a result. But with the use of some special rules it is more than just an ordinary prediction. We can say that order estimates are a scientific work. Orders can also be sales forecasts instead of order forecasts because they will be sales at the same time. Order forecasts are the basis for determining the level of production of the business. Which product will be produced, how much the consumer will want from this product, and the probability that this demand will mostly occur is interpreted by demand estimates.

There are different methods that can be used to make demand forecasts. It is a fact that method-based estimates are much more realistic than intuition-based estimates. However, whichever method is used, all predictions made are of a certain degree of accuracy and no estimate can have an accuracy of hundred percent. For this reason, even though scientific methods are used, the intuition and experience of the specialists are needed.

Keywords: Forecast, Order Forecast, Future, Method, Accuracy

İÇİNDEKİLER

TABLolar.....	vii
ŞEKİLLER.....	ix
KISALTMALAR.....	x
SEMBOLLER.....	xi
1. GİRİŞ.....	1
2.LİTERATÜR TARAMASI.....	3
3. VERİ VE YÖNTEM.....	6
3.1 VERİ.....	6
3.1.1 Gelecekteki Verilerin Tahmin Edilmesi.....	8
3.2 YÖNTEM.....	10
3.2.1 Tahminin bileşenleri.....	11
3.2.2 Performans Ölçümü.....	11
3.2.3 Tahmin yaklaşımları.....	12
3.2.4 Regresyon Analizi	13
3.2.4.1 Zaman serilerinin tarihsel projeksiyonu.....	14
3.2.4.2 Statik Yöntemler.....	15
3.2.4.3 Mevsimsel faktörlerin/etmenlerin ön kestirimi.....	17
3.2.4.4 Uyarlanabilir yöntemler.....	18
3.2.4.5 Üstsel düzeltme yöntemleri.....	19
3.2.4.5.1 Çift üstsel düzeltme (Holt metodu).....	21
3.2.4.5.2 Üçlü üstsel düzeltme (Winter metodu).....	21
3.2.4.6 Doğrusal Regresyon.....	22
3.2.4.7 Lojistik Regresyon.....	25
3.2.4.8 Polinom Regresyon.....	26
3.2.4.9 Adımsal Regresyon.....	27
3.2.4.10 Ridge Regresyon.....	27
3.2.4.11 Lasso Regresyon.....	28
3.2.4.12 ElasticNet Regresyon.....	28
4. BULGULAR.....	30

4.1 HAVA SICAKLIĐININ MALIN SATIŐINA ETKİŐİ.....	38
4.2 PROMOSYON DURUMUNUN MALIN SATIŐINA ETKİŐİ.....	43
5. TARTIŐMA VE SONUÇ.....	50
KAYNAKÇA.....	52
ÖZGEÇMİŐ.....	55



TABLolar

Tablo 3.1: Ürün Bazında Aylık Toplam Satış Miktarı.....	7
Tablo 3.2: Aylar İçin Değişkenler.....	8
Tablo 4.1: İstatistik Sonuçları.....	31
Tablo 4.2: 2016 Regresyon Sonucu.....	35
Tablo 4.3: 2016 Regresyon Hata Payı.....	35
Tablo 4.4: 2017 Regresyon İstatistikleri.....	36
Tablo 4.5: 2017 Satış Miktarı Tahmini.....	37
Tablo 4.6: Uzun Yıllar İçinde Gerçekleşen Ortalama Değerler (1950 - 2015) / Hava Durumu 1.....	38
Tablo 4.7: Uzun Yıllar İçinde Gerçekleşen Ortalama Değerler (1950 - 2015) / Hava Durumu 2.....	38
Tablo 4.8: Hava sıcaklığının malın satışına etkisi.....	42
Tablo 4.9: Promosyon Durumu.....	43
Tablo 4.10: Promosyon Durumunun malın satışına etkisi.....	44
Tablo 4.11: Erikli Su 2016 Toplam Satış Miktarı.....	46
Tablo 4.12: Erikli Su Regresyon.....	46
Tablo 4.13: Erikli Su Regresyon Özet Çıkışı.....	47
Tablo 4.14: Erikli Su Promosyon durumu.....	48
Tablo 4.15: Erikli Su Promosyon Etkisi Regresyon Özet Çıkışı.....	49

ŞEKİLLER

Şekil 3.1: Regresyon Çizgisi.....	14
Şekil 3.2: Periyot t için Formül.....	16
Şekil 3.3: Üstel düzeltmede kullanılan ağırlıklar.....	20
Şekil 3.4: Düzey, eğitim ve mevsimsel faktörü olan örnek gözlem.....	22
Şekil 3.5: Doğrusal Regresyon.....	23
Şekil 3.6: Bir Veri Serisi İçin Kırmızı Noktalar Doğrusal Regresyon.....	24
Şekil 3.7: Bir regresyon doğrusu örneği.....	25
Şekil 3.8: Lojistik Regresyon.....	26
Şekil 3.9: Polinom Regresyon.....	26
Şekil 3.10: Polinom Regresyon Grafik.....	27
Şekil 3.11: Ridge – Lasso Regresyon.....	28
Şekil 3.12: Lasso Regresyon.....	28
Şekil 3.13: ElasticNet Regresyon.....	29
Şekil 4.1: Excel Regresyon.....	30
Şekil 4.2: Regresyon değişkenleri.....	31
Şekil 4.3: 2016 Regresyon sonuçları.....	34
Şekil 4.4: 2016 Regresyon grafiği.....	34
Şekil 4.5: 2017 Satış tahmin grafiği.....	37
Şekil 4.6: Ortalama Sıcaklık.....	39
Şekil 4.7: Ortalama En Yüksek Sıcaklık.....	39
Şekil 4.8: Ortalama En Düşük Sıcaklık.....	40
Şekil 4.9: En Yüksek Sıcaklık.....	40
Şekil 4.10: En Düşük Sıcaklık.....	41
Şekil 4.11: Erikli Su Aylık Toplam Satış Miktarı - 2016 - X Mağazası.....	48

KISALTMALAR

ARIMA	:	Autoregressive İntegrated Moving Average- Otomatikleřtirilmiř Asgari Hareketli Ortalama
ASR	:	Retail Sales Forecasting. - Perakende Satıř Tahminleri
GDP	:	Gross Domestic Product- Gayri Safi Yurtiçi Hasıla
MAD	:	Mean Absolute Deviation - Ortalama Mutlak Sapma
MAPE	:	Mean Absolute Percent Error- Ortalama Mutlak Hata Yüzdesi
MSE	:	Mean Squared Error - Ortalama Hatanın Karesi
ORT	:	Ortalama
RMSE	:	Root Mean Squared Error - Kök Ortalama Kare Hatası
YSA	:	Yapay Sinir Ağları

SEMBOLLER

Düzeltilme sabiti	:	α
Eğilim ön kestirimi (her dönem için talepte artma ya da azalma)	:	T
En eski periyod	:	W_{t-k+1}
En yakın geçmişteki periyodun ağırlığı	:	w_t
Güncel periyodun gerçek değeri	:	D_t
Güncel periyodun öngörüsü	:	F_t
Hareketli Ortalama	:	HO
İkinci en yakın geçmişteki periyod	:	W_{t-1}
Periyot t için mevsimsel faktörün ön kestirimi	:	S_t
Periyot t'de gözlemlenen gerçek talep	:	D_t
Yeni öngörü (periyod t+1 için)	:	F_{t+1}
Lambda	:	λ

1. GİRİŞ

Sipariş tahmini ya da diğerk bir adıyla öngörüsü gelecekteki belli bir tarih aralığı için bir veya birden fazla ürünün sipariş düzeyinin saptanması olayıdır. Bu sebeple sipariş öngörüsü de sonuçta bir tahmindir. Ama bazı özel yöntemlerin kullanılması ile birlikte sıradan bir öngörüden öte, bir yöntemdir. Sipariş tahminlerinin bilimsel bir çalışma olduğunu söyleyebiliriz. Siparişler aynı zamanda satışlar olacağı için sipariş tahmini yerine satış tahmini de diyebiliriz. Sipariş öngörülerini, işletmenin üretim seviyesinin saptanmasında temel oluşturmaktadır. Hangi ürünün ne kadar üretileceği, tüketicilerin bu üründen ne kadar istekte bulunacağı ve bu talebin en fazla hangi tarihlerde gerçekleşeceği talep tahminleri ile yorumlanmaktadır.

Pazarın beklentisinden daha çok mal üreterek yapılan başarısız bir öngörü sonucunda, şirket için çok sayıda bitmiş mal stoğu oluşmaktadır. Bu durum şirket için finansman maliyeti yaratır. Ama mal üretiminin az olması da finansal açıdan istenmez. Ancak şirket yeterli malı üretemezse, karşılanamayan müşteri talepleri oluşur. Bu sebeple üretilen malların birim maliyetleri yükselmiş olur.

Bazı ürünlerin satış miktarları sabit bir ortalama değer çevresinde kalırken, bazı ürünlerde dönemsel/mevsimsel değişimler görülebilir. Ayrıca bazı ürünlerin satış miktarlarında da mevsimsel değişimin yanında sürekli artma ve azalma eğilimi olabilir.

Talep tahmini, üretim planlama faaliyetinin başlangıcını oluşturur. Bir işletme öncelikle müşterilerinin gereksinimlerini bir şekilde karşılamak durumundadır. İşletmenin varlığı işlemlerini müşterilerinin gereksinimlerine göre ayarlayabilme ve talep oluştuğunda bu talebi yeterli bir düzeyde etkinlikle karşılayabilme yeteneğine bağlıdır.

Talep tahminleri, üretim planlamanın diğerk fonksiyonlarına temel girdiyi sağlamaktadır. Bu fonksiyonlar yapılan öngörülerini tesis, makina, hammadde, yedek parça, yarı ürün, işgücü programlama, finansman diğerk kararlara dönüştürür.

Öngörünün bir satış hedefi olmadığına anlaşılması gerekmektedir. Ürünün satış hedefi belirlenirken hayli iyimser düşünebiliriz. Örneğin bir işletme; satışlarında yüzde yirmi oranında bir satış amaçlar, ancak öngörü yaparken, gerçekler altında öngörünün ne olacağını düşünülmesi gerekmektedir. Satış hedefine dayanarak üretim araç ve gereçleri yüzde yirmi oranında arttırılmaz. Satış bölümü aracılığıyla toplanan bilgiler bir avantaj olmasına rağmen, bu bilgiler analiz edilmeli ve gerekli ayarlamalar yapılmalıdır. Diğer bir yandan tahmin, üretim kapasitesi tarafından sınırlandırılmamalıdır. Aksi takdirde gelişme gereksinimini ortaya koyacak bilgiler elde edilmemiş olur. Tahmin gerçek satışları olabildiğinde doğru kestirmelidir.

Ürünlere yönelik talep tahminlerinin doğru bir şekilde yapılması, bu ürünlere ilişkin malzeme siparişlerinin zamanında verilmesi ve üretim programlarının aksamaması için önemlidir.

2. LİTERATÜR TARAMASI

Tahmin genel olarak zor bir iştir ancak gelişmekte olan ekonomiler için belki de daha zorludur. Bunun başlıca nedeni, gelişmekte olan ekonomilerin gelişmiş ekonomilere göre daha sıklıkla çeşitli yapısal değişimle maruz kalmasıdır (Aye et al., forthcoming). Bu zemin üzerine, bu makale, doğrusal ve doğrusal olmayan modellerin gelişmekte olan bir ekonominin (Güney Afrika) perakende satışlarının tahminindeki rolünü inceleyen ilk araştırmadır. Perakende satışların yönetimi, perakende kuruluşları ve perakende alanındaki karar vericiler için büyük önem taşır. Rekabet ve küreselleşme nedeniyle satış tahminleri ticari girişimlerin bir parçası olarak belirgin bir rol oynamaktadır (Xiao ve Qi, 2008). Çoğu perakendeci sürekli olarak maliyetlerini düşürmek ve karlarını arttırmak için uğraşmaktadır. Doğru satış tahmin sistemi, bu hedefleri gerçekleştirmenin etkili bir yoludur; çünkü güvenilir satış tahminleri, iş stratejisinin kalitesini artırabilir. Gelecekteki talebin tahmin edilmesi, perakendeciliğin hem makro hem de mikro düzeyde planlanması ve işletilmesi için merkezi bir konudur.

Otomatik ikmal sisteminin etkisi: Market perakendeciliği oldukça rekabetçi bir pazardır. (örneğin. Keh ve Park 1997). Avrupalı Perakendeciler iyi hizmet sunarak sürekli olarak müşteri sadakatini arttırmayı hedeflemektedirler. Aynı zamanda, rekabet edebilmek için maliyetleri düşürmek konusunda zorlanmaktadırlar. Müşteri hizmetlerinde mükemmeliyetçiliğe erişme çabası, ortalama yüzde doksan iki-doksan beşlik düşük ürün raf mevcudiyeti (Gruen, Corsten ve diğerleri 2002; Roland Berger 2003b) ve batık bir mağaza sadakati kısmen başarılı olmuştur. Mağazadaki operasyonlar çalışanların yoğun özen göstermesini gerektiren işlemler, perakendecilikte maliyetlerinin büyük kısmı personel maliyetleridir ve özellikle (Broekmeulen, van Donselaar ve et al., 2004a). Alman perakendeci Globus, mağazadaki son 50 metre lojistik maliyetinin, örneğin arka odadan rafa kadar, üreticiden mağazanın kapısına kadar olan ilk 250 kilometrelik kısımdan üç kat daha pahalı olduğunu hesaplamıştır (Shalla 2005). Bu tezin ana araştırma konusu, aynı anda mağaza taşıma maliyetlerini azaltarak stok dışı olma (OOS) oranını düşürmeyi vaat eden bir teknik olan, otomatik depo yenileme (ASR) sistemleridir. Bu bölüm, perakendecilerin karşılaştıkları ticari zorluklara ve

lojistiğin perakende sektöründeki değerli rolüne değinmekte ve ardından ASR sistemlerine kısa bir giriş sağlamaktadır. Son olarak, bu araştırma çalışmasının yapısına genel bir bakış sunulmaktadır.

Alon (1997), Winters'ın üstel yumuşatma modelinin toplam perakende satışlarını basit üslü ve Holt modellerinden daha doğru bir şekilde tahmin ettiğini ve bireysel ürün satışlarını, şirket satışlarını, gelir beyanı kalemlerini ve toplam perakende satışları doğru bir şekilde tahmin ettiğini tespit etti. Alon ve diğerleri (2001) yapay sinir ağlarının (ANN) performansını geleneksel zaman serisi modelleriyle, yani Winters'in eksponansiyel yumuşatma, ARIMA modelleri ve çok değişkenli gerileme ile karşılaştırdılar. ABD için aylık toplam perakende satış verileri Ortalama mutlak yüzde hatasına (MAPE) dayanan sonuçları, "YSA yöntemlerinin, dinamik doğrusal olmayan eğilimi ve mevsimlik kalıpları ve aralarındaki etkileşimleri yakalayabildikleri" için en iyi sonuçları verdiğini önermiştir.

Demirci (2016), Sezonsal mallar için talep bilgisi güncelleme ve kapasite kısıtı altında sipariş zamanlamasını amaçlamıştır. Sezonsal/Mevsimsel ürünlerin talep belirsizliği yüksektir. Verilen siparişlerin miktarı ve zamanlaması yıl sonunda elde edilecek kar oranını büyük ölçüde etkilemektedir. Sipariş zamanının uzaması veya gecikmesi bir yandan talep hakkında daha fazla bilgi sahibi olmamızı sağlarken diğer yandan da istenilen doğru sipariş miktarının üretimesini azaltmaktadır. Sezonsal bir malın üretim için kullanılacak oranlarının dönem sonlarına kadar olan zaman içerisinde doğrusal bir işlevi olduğunu söyleyebiliriz. Yapılan çalışmanın ana ögesi, sipariş zamanına kadar verilen müşteri siparişlerini inceleyerek talep dağılımının parametrelerinin BAYES yaklaşımı ile güncellenebilmesidir. Sipariş zamanının statik olarak belirlenebildiği iki model ve dinamik olarak belirlenebildiği bir model geliştirilmiştir.

Gelecekteki satışların tahmin edilmesi, perakende işletmelerin etkin operasyonlarındaki stratejik ve planlama kararlarının ötesinde en önemli konulardan biridir. Kârlı perakende işletmeler için, doğru talep tahminleri, üretim, satın alma, nakliye ve iş gücü organizasyonunda ve planlanmasında çok önemlidir. Perakende satış serileri, etkili tahmin modelleri geliştirmede zorluklar ortaya koyan, genellikle trend ve mevsimsel

desenler içeren özel bir zaman serisine aittir. Tahmin performansı, kadın ayakkabılarının beş farklı kategorideki perakende satışları üzerine bir vaka çalışmasıyla sunulmaktadır. Boots, Booties, Flats, Sandals and Shoes. Her iki metodolojide de, örneklem dışı dönemde Akaike'nin Bilgi Kriterleri'nin minimum değeri olan model, numunenin dışındaki daha ileri değerlendirme için kabul edilebilir tüm modellerden seçilmiştir. Hem tek adım hem de çok adımlı tahminler üretilmiş. Sonuçlar, otomatik bir algoritma olduğunda, devlet alanının ve ARIMA modellerinin RMSE, MAE ve MAPE yoluyla değerlendirilen örnek dışı tahmin performansının hem tek adım hem de çok adımlı tahminlerde oldukça benzer olduğunu gösteriyor. Aynı zamanda, devlet alanının ve ARIMA'nın, tek adımlı ve çok adımlı tahminlerin nominal oranlara yakın kapsama olasılıkları oluşturduğuna da inanılıyor.

Karahan (2011), yapay sinir ağları metodu ile ürün talep tahmini uygulamasını amaçlamıştır. Bütün işletmeler gelecekteki durumlarını sabit tutabilmek veya daha iyi hale getirebilmek için iyi bir plan çerçevesinde karar vermek zorundadırlar. Tahminin hedefi işletmelerin gelecek zamanda karşılaşılabilecekleri durumları öngörmektir ve çeşitli yöntemleri kullanarak önceden önlem almaktadır. Bilgisayarlar üzerinde yapılan uzun araştırmalar sonucunda bilim adamlarının insan beyninin modellenmesi sonucu yapay zeka kavramı yaşamımıza girmiştir. Yapay sinir ağlarının doğrusal olmayan problemlerin çözümünde etkin olarak kullanılması ve oldukça güvenilir sonuçlar vermesi, bu yöntemin kullanılmasını oldukça yaygınlaştırmıştır. Çalışmada istatistiksel talep tahmin yöntemlerinden yapay sinir ağı modelleri kullanılarak, Malatya ili kuru kayısı ürününe ait yurtdışı ihracat talep tahmin uygulaması yapılmıştır.

3. VERİ VE YÖNTEM

3.1 VERİ

Bir arařtırmada en önemli Őey veridir. Bir sonuca ulařmak, bir arařtırma yapmak için gerekli olan ilk bilgidir. Veriler; ölçülebilir, sayılabilir, deney yapılabilir, sayısal veya sözel olabilirler. Bu çalıřmada analiz edilen veri kümesi migros marketlerinin yapmıř olduđu satıř miktarlarıdır. Bu verilere dayanarak satıř tahmininde bulunabilir ve aynı zamanda buna bađlı olarak da bir üründen ne kadar sipariř verilmesi gerektiđi sonucuna da ulařabiliriz. Yani bu veriler aslında sayısal veriler olarak nitelendirilir. Veriyi analiz ederken ya da yapıyı kurgularken, benim girdim ne çıktım ne? Bunu ortaya koyabiliyor olmamız gerekmektedir. Neyi merak ediyoruz? Geçtiđimiz satıř adedi ile bu yılki satıř adedi arasında bir iliřki var mı? Bütün bu soru iřaretlerine cevap verebilmek için geçmişte belli bir dönem veya bir periyodun ortalama satıřına bakmamız gerekir. Bütün bu geçmiş satıř miktarı bizim verilerimizdir.

Migros, Mjet mađazalarında, ön sipariř tahminlemede, sezonsallık tespitinde, regresyon analizi yöntemini kullanmaktadır. Bu yöntem ile geçmişteki yaptıđı satıřı baz alarak bir sonraki sevkiyat tarihine kadar ne kadar ürün satacađını hesaplar. Satacađı miktarı elindeki stok ile karşılařtırıyor. Örneđin; mađazanın elinde bir maldan Pazartesi günü 10 tane varsa, çarřamba gününe kadar 3 tane, Çarřamba ile Cuma günü arasında 5 tane satar řeklinde basit bir hesap mantıđı ile ne kadar satacađını hesaplayıp sipariř oluşturuluyor. Bunu yaparken sadece Kategori departmanın üzerinde çalıřtıđı bazı belirli gruplar baz alınmaktadır. Örneđin; meyve/ sebze malları sürekli deđiřkenlik gösterdiđi için bu mallar dahil edilmemiřtir. Bütün mallar bütün mađazalar řeklinde bir seçim de yapılmamaktadır. Mal türüne göre de bir ayırım yoktur. (Zeytinyađlılar ve bakliyatlar gibi.) Burada amaç malın, mađaza bulunurluđunu sađlamaktır. Geçmiş satıř bilgisine göre, gelecekte ne satarım sorusunun cevabına tahmin denir. Bundan sonra iřlem sipariře dönüřür. Örneđin; bir mal geçmişte 5 adet satılmıř. Gelecekte ne kadar satılacak diye tahmin edilirken +1 emniyet stođu da eklenir. Bu durumda 6 olarak

tahmin edilir. Ama tam olarak 6 diyemeyiz, minimum 6 maksimum 8 şeklinde deęişkenlik mevcuttur.

Tablo 3.1’de ürün bazında aylık toplam satış miktarları bulunmaktadır. X mağazasının ürün bazında 3 yıla ait aylık toplam satış miktarları mevcuttur. 2014 ve 2015 yılını baz alarak regresyon yöntemi ile 2016 satış miktarlarını tahmin edeceğiz. Aynı zamanda elde ettiğimiz veri ile aşağıdaki 2016 gerçek verilerini karşılaştırıp hata payını da bulabileceğiz. Sonrasında aynı yöntem ile 2017 aylık satış miktarlarını hesaplayacağız.

Tablo 3.1 Ürün Bazında Aylık Toplam Satış Miktarı

Ürün Bazında Aylık Toplam Satış Miktarı - 2014 - X MAĞAZASI												
	Ocak	Şubat	Mart	Nisan	Mayıs	Haziran	Temmuz	Ağustos	Eylül	Ekim	Kasım	Aralık
MAGNUM KLASİK 100 ML	76	63	93	176	360	454	298	373	282	86	74	61
Ürün Bazında Aylık Toplam Satış Miktarı - 2015 - X MAĞAZASI												
	Ocak	Şubat	Mart	Nisan	Mayıs	Haziran	Temmuz	Ağustos	Eylül	Ekim	Kasım	Aralık
MAGNUM KLASİK 100 ML	54	66	109	190	395	375	415	471	333	99	117	93
Ürün Bazında Aylık Toplam Satış Miktarı - 2016 - X MAĞAZASI												
	Ocak	Şubat	Mart	Nisan	Mayıs	Haziran	Temmuz	Ağustos	Eylül	Ekim	Kasım	Aralık
MAGNUM KLASİK 100 ML	66	81	117	299	330	303	358	453	198	79	67	26
Ürün Bazında Aylık Toplam Satış Miktarı - 2017 - X MAĞAZASI												
	Ocak	Şubat	Mart	Nisan	Mayıs	Haziran	Temmuz	Ağustos	Eylül	Ekim	Kasım	Aralık
MAGNUM KLASİK 100 ML												

Excelde regresyon formülünü kullanarak toplam satış miktarını tahmin etmek için öncelikle Tablo 3.2 de belirtildiği gibi aylar için deęişkenliğin bulunduğu bir tablo hazırlanmıştır. Aylarımız 1,2,3... şeklinde sıraladıktan sonra toplam satış miktarları da eklenmiştir. Burada amaçlanan o ay için yapılan x ürünündeki toplam satış miktarının mevsimsel olup olmadığını bulabilmektir. Seçim yaparken bir ayı almıyoruz. Örneğin Ocak ayından Kasım ayına kadar. Şubattan Aralık ayına kadar da seçim yapılabilir.

Tablo 3.2 Aylar için Değişkenler

Ay	Intercept	Ay-Sıra	Ocak	Şubat	Mart	Nisan	Mayıs	Haziran	Temmuz	Ağustos	Eylül	Ekim	Kasım	Aralık	Satış
Ocak	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	76
Şubat	1	2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	63
Mart	1	3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	93
Nisan	1	4	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	176
Mayıs	1	5	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	360
Haziran	1	6	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	454
Temmuz	1	7	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	298
Ağustos	1	8	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	373
Eylül	1	9	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	282
Ekim	1	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	86
Kasım	1	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	74
Aralık	1	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	61
Ocak	1	13	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	54
Şubat	1	14	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	66
Mart	1	15	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	109
Nisan	1	16	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	190
Mayıs	1	17	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	395
Haziran	1	18	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	375
Temmuz	1	19	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	415
Ağustos	1	20	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	471
Eylül	1	21	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	333
Ekim	1	22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	99
Kasım	1	23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	117
Aralık	1	24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	93

3.1.1 Gelecekteki Verilerin Tahmin Edilmesi

Şirketlerin ve tedarik zinciri yöneticilerinin aşağıda verilen tahmin/ön kestirme özelliklerinin farkında olmaları gerekir. Tahminler her zaman yanlıştır ve bu nedenle hem öngörünün beklenen değerini hem de bir tahmin hata payı ölçümünü/değerini içermelidir. Tahmin hata payının önemini anlamak için iki araba satıcısını ele alalım. Bunlardan biri satışların 100 ile 1900 birim arasında olacağını beklemekteyken diğeri satışların 900 ile 1100 birim arasında olacağını beklemektedir. Her iki satıcının beklenen ortalama satışı 1000 olmuş olsa da tahmin doğrulukları göz önüne alındığında her bir satıcı için kaynak politikaları çok farklı olmalıdır. Dolayısıyla tahmin hata payı (ya da talep belirsizliği) çoğu tedarik zinciri kararlarında anahtar girdi olmalıdır. Ne yazık ki firmaların çoğu herhangi bir tahmin hata payı hesabı yapmamaktadır.

Uzun vadeli tahminler genellikle kısa vadeli tahminlere göre daha doğrudan uzaktır; yani uzun vadeli tahminler kısa vadeli tahminlere göre kıyasla daha büyük hata payı standart sapmasına sahiptir (ortalamaya kıyasla). Seven-Eleven Japonya bu anahtar özelliği performansını iyileştirmede kullandı. Şirket bir siparişe saatler içerisinde yanıt verecek bir ikmal sürecini uygulamaya koydu. Örneğin; bir mağaza yöneticisi saat 10.00'da bir sipariş aldığı anda sipariş aynı gün saat 19.00'a kadar yerine ulaştırılmış

oluyor. Dolayısıyla yönetici asıl satıştan 12 saatten daha kısa süre önce yalnızca o akşam için ne satılacağını tahmin etmek zorundadır. Kısa teslim süresi yöneticinin ürün satışlarını etkileyebilecek hava durumu gibi güncel bilgileri değerlendirmesine olanak sağlar. Bu öngörünün mağaza yöneticisinin talebi bir hafta öncesinden öngörmesine kıyasla daha doğru olması/çıkması daha olasıdır.

Toplam tahminler ortalamaya göre daha küçük bir standart sapmaya sahip olma eğiliminde olduklarından dağınık/küçük tahminlerden genellikle daha doğrudurlar. Örneğin; belirli bir yıl için Amerika Birleşik Devletleri'nin Yıllık Gayrisafi Yurtiçi Hasılasını (GDP) yüzde 2'den daha az bir hata ile tahmin etmek kolaydır. Ancak bir şirket için yıllık geliri yüzde 2'den daha az bir hata ile tahmin etmek çok daha zordur. Hatta belirli bir ürün için yıllık geliri aynı doğruluk derecesiyle öngörmek daha da zordur. Üç öngöründe anahtar farklılık birleştirme/agregasyon derecesidir. GDP birçok şirket arasında bir birleştirmedir ve bir şirketin kazançları da çeşitli ürün çizgileri arasında bir birleştirmedir. Birleştirme/Agregasyon büyüdükçe tahmin daha doğru olur.

Genelde bir şirket tedarik zincirinde ne kadar yukarıdaysa (ya da müşterisinden ne kadar uzaksa) aldığı bilginin doğruluğu o kadar azalır. Bunun klasik bir örneği kamçı etkisidir. Kamçı etkisinde talepler son müşteriden uzaklaştıkça talep varyasyonu artar. Sonuç olarak bir şirket tedarik zincirinde ne kadar yukarıdaysa tahmin hatası o kadar büyüktür. Son müşteriye satışlara dayalı işbirlikçi tahminler üretime dönük şirketlerin öngörü hatalarını azaltmaya yardım edecektir.

3.2 YÖNTEM

Yapılan arařtırmada yöntemin belirlenebilmesi için mevcut verilerin incelenmesi gerekir. Bizim verilerimiz nelerdir? Nicel veriler midir? Nitel veriler midir? Nicel veriler ölçülebilen sayılabilen verilerdir. Nitel veriler ise sayılamayan, ölçülemeyen verilerdir. Elimizdeki veriler, meyve-sebze, hafta, ay, bölüm sorumlusu, domates... gibi veriler ise bunlar nitel verilerdir. Veriye göre yöntem belirlenir. Bazı durumlarda elimizdeki veri hafta ise, örneğin bu veriyi nicel bir veriye dönüřtürerek 1, 2, 3... (1. Hafta, 2. Hafta, 3.Hafta...) nitel veri elde ederek yöntemi deęiřtirebiliriz.

Yöntemi belirlemede diđer önemli bir nokta ise, verinin basit veya karmařık olması halidir. Örnek vererek açıklamak gerekir ise; geçmişte belli bir dönem bir periyodun ortalama satışlarına bakılır. Sonra ortalama satıştaki deęişkenliğe bakılır. Buradan ne demek istiyorum? Ben dün 50 adet satmışım. Bugün de 60 adet sattım. Ortalama 55. Yarın ne satarım? Max 60 diyebiliriz. Deęişkenlik yani karmařıklık az olduđu için bu veriyi incelemek ve yöntemi belirlemek, daha kolaydır. Aynı zamanda alınan sonuçtaki hata payı da daha azdır. Diyelim ki, dün 10 tane sattım, bugün 100 tane sattım. Bu durumda da ortalama 55 dir. Fakat yarın ne satarım? Sorusunun cevabını vermek zordur. Ortalaması 55 olmasına rağmen bu durumu yönetmek daha zordur. Deęişkenlik çok fazla olduğundan karmařık bir yapıya sahiptir.

Migros mağazalarında bulunan ürünlerin satış miktarları sayısal bir veri yani nicel bir veri olduğundan gelecekteki sipariş miktarlarının tahmin edilmesi için en uygun yöntem de regresyon yöntemi olacaktır. Burada ele alınan diđer bir parametre ise, ay parametresidir. Regresyon yapılabilmesi için, Ocak, Şubat, Mart şeklinde almamız mümkün olmadığından bu nitel veriyi de nicel bir veriye çevirmemiz gerekmektedir. 1,2,3 ay şeklinde ele alınmıştır.

3.2.1 Tahminin bileşenleri

Genel anlamda bir şirket talep öngörüsüyle ilgili bir dizi etken hakkında bilgi sahibi olmalıdır. Bu etkenlerden bazıları aşağıda verilmiştir.

- i. Geçmiş talep
- ii. Ürünün teslim süresi
- iii. Planlanmış reklam ya da pazarlama çabaları
- iv. Ekonominin durumu
- v. Planlanmış fiyat indirimleri
- vi. Rakiplerin uyguladığı eylemler

3.2.2 Performans Ölçümü

E_t , t süresindeki öngörü hatası, t süresindeki talep için öngörü ile t süresindeki gerçek talep değeri arasındaki farktır. Öngörü: $E_t = F_t - D_t$ 'dir. Bir ortalama öngörü hatası değeri pozitif ya da negatif olma eğilimindeyse bir önyargı oluşur. Matematiksel olarak önyargsız bir öngörüde $E(e_i) = 0$ 'dır.

Performans ölçümleri:

- i. Ortalama Mutlak Sapma (MAD)
- ii. Ortalama Mutlak Hata Yüzdesi (MAPE)
- iii. Ortalama Hatanın Karesi (MSE)
- iv. Kök Ortalama Kare Hatası (RMSE)

$$MAD = \frac{\sum_{t=1}^N |e_t|}{N} \quad MAPE = \frac{100 \left[\sum_{t=1}^N \frac{|e_t|}{D_t} \right]}{N} \quad MSE = \frac{\sum_{t=1}^N e_t^2}{N} \quad RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N e_t^2}{N}}$$

3.2.3 Tahmin yaklaşımları

Tahmin yöntemleri aşağıdaki iki tipe göre sınıflandırılmıştır.

Nitel öngörüler: Bir öngörüye ulaşmada karar vericinin önsezileri, duyguları, kişisel deneyimleri ve değer yargıları gibi etmenler.

Yönetimsel fikir jürisi: Küçük bir yüksek düzey yönetici grubunun fikirleri

Satış gücü bileşimi: Her bir bölgenin satış temsilcisi satışlarla ilgili tahminde bulunur ve bu öngörüler gözden geçirilerek daha sonra üst bölge/ulusal düzeylerde bir araya getirilir.

Delphi metodu: Karar vericilerin, personelin ve muhatapların katılımını içeren bir tekrarlayan grup süreci. Bireysel fikirler derlenir ve gözden geçirilir. Bu, genel grup fikir birliğine ulaşıncaya dek tekrarlanır.

Müşteri anketleri: Posta yoluyla anket, çevrimiçi anket, telefon yoluyla anket, bireysel görüşme.

Nicel öngörüler: Bir öngörüde bulunmak için tarihsel verileri ve/veya nedensel değişkenleri kullanan matematiksel modeller.

İki temel yöntem: nedensel modeller ve zaman serileri metodu.

3.2.4 Regresyon Analizi

Regresyon analizi iki veya ikiden fazla deęişken arasındaki ilişkiyi tahmin eder. Öngörülen deęişken doğrudan doğruya dięer deęişkenlere baęlıdır. Y öngörülecek miktar ve (x_1, x_2, \dots, x_n) Y için kestirim/öngörü gücü olan n deęişkenler olsun. Bir nedensel model: $Y = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$.

Tipik bir ilişki doğrusaldır (çoklu doğrusal regresyon modeli):

$$\hat{Y} = a + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n$$

Tekli doğrusal regresyon modeli: $\hat{Y} = a + bx$

Bunu kolay bir örnekle anlayalım: diyelim ki, mevcut ekonomik koşullara dayalı bir şirketin satışlarındaki büyümeyi tahmin etmek istiyorsunuz. Satıştaki artışın ekonomideki büyümenin yaklaşık iki buçuk misli olduğunu gösteren en son şirket verileriniz var. Bu anlayışı kullanarak, şirketin gelecekteki satışlarını mevcut ve geçmişe dayalı bilgileri tahmin edebiliriz.

Regresyon analizini kullanmanın birçok faydası vardır. Bunlar aşağıdaki gibidir:

- i. Baęımlı deęişken ve baęımsız deęişken arasındaki önemli ilişkileri belirtir.
- ii. Birden fazla olan baęımsız deęişkenin, baęımlı deęişkene etkisinin gücünü belirtmektedir.
- iii. Regresyon analizi ayrıca, fiyat deęişikliklerinin etkisi ve promosyon faaliyetlerinin sayısı gibi farklı ölçeklerde ölçülen deęişkenlerin etkilerini karşılaştırmamızı sağlamaktadır. Bu yararlar sayesinde, piyasa araştırmacılarına, veri analistlerine, veri bilimcilerine, tahmini modeller oluşturmak için kullanılacak en iyi deęişken kümesini ortadan kaldırmaya ve deęerlendirmeye yardımcı olur.

Şekil 3.1 Regresyon Çizgisi



Bir tane değişken ele alınarak analiz yapılmak isteniyorsa bu analize, tek değişkenli Regresyon denir. Şekil3.1 de regresyon çizgisi gösterilmiştir. Birden fazla değişken kullanılarak analiz yapılıyorsa buna da Çok değişkenli Regresyon analizi denmektedir. Regresyon analizi ile değişkenler arasındaki ilişkinin varlığı, eğer ilişki var ise bunun gücü hakkında bilgi edinilir. Regresyon terimine; öz Türkçe de bağlanım sözcüğü kullanılması teklif edilmiş ise de, Türk ekonometriciler bu kullanımın yaygın olmadığını ifade etmektedir. Örnek bir regresyonda değişkenlerden biri bağımlı diğerleri bağımsız olmalıdır. Buradaki önemli nokta; eşitliğin sağında yer alan değişkenin solunda yer alan değişkenlerden etkilenmesidir. Solda yer alan değişkenlerse diğer değişkenlere etki yapması gerekir.

3.2.4.1 Zaman serilerinin tarihsel projeksiyonu

Tahmin yöntemlerinin hepsinin hedefi talebin sistematik bileşenini tahmin etmek ve rastlantısal/random bileşene ilişkin tahmin yürütmektir. En genel formunda talep verisinin sistematik bileşeni bir düzey, bir eğilim ve bir mevsimsel faktör içerir. Sistematik bileşeni hesaplamak için kullanılan formül aşağıda gösterildiği gibi çeşitli biçimlerde olabilir.

Çarpımsal: Sistematik bileşen = düzey \times eğilim \times mevsimsel faktör

Toplamsal: Sistematik bileşen = düzey + eğilim + mevsimsel faktör

Karışık: Sistematik bileşen = (düzey + eğilim) \times mevsimsel faktör

Verilen bir öngörüye uygulanabilen sistematik bileşenin belirli formu talebin özelliğine bağlıdır. Şirketler her bir form için hem statik hem uyarlanabilir öngörü yöntemleri geliştirebilirler.

3.2.4.2 Statik yöntemler

Statik yöntem, yeni talep gözlemlendiği için sistematik bileşen içindeki düzey, eğilim ve mevsimsellik tahminlerinin değişkenlik göstermeyeceğini varsayar. Bu durumda bu parametrelerin her birine ilişkin tarihsel veriye dayalı olarak ön kestirimde bulunuruz ve daha sonra da aynı değerleri gelecekteki tüm öngörüler için kullanırız. Talebin sistematik bileşeninin karışık olduğunu varsayarız, yani:

Sistematik bileşen= (düzey + eğilim) \times mevsimsel faktör

Benzer bir yaklaşım diğer formlar için de kullanılabilir. Birkaç temel tanımla başlayalım:

$L = t'$ 'de düzey ön kestirimi = 0 (Periyot t' 'de mevsimin dışta tutulduğu talep ön kestirimi = 0)

$T =$ eğilim ön kestirimi (her dönem için talepte artma ya da azalma)

$S_t =$ Periyot t için mevsimsel faktörün ön kestirimi

$D_t =$ Periyot t' 'de gözlemlenen gerçek talep

$F_t =$ Periyot t için talebin tahmini

Bir statik tahmin metodunda Periyot t' 'de talep için Periyot t tahmini + 1

$F_{t+1} = [L + (t + 1)T] * S_{t+1}$ olarak verilir.

Ön kestirimde bulunmak için aşağıdaki iki adım gereklidir:

- i. Düzey ve eğilimi ön kestirmek için talebi mevsimsizleştirmek ve doğrusal regresyon uygulamak.
- ii. Mevsimsel etkenleri ön kestirmek.

Düzeý ve eğilimin tahmini/ön kestirimi: Bu adımın amacı periyod 0'daki düzeýi ve eğilimi ön kestirmektir. Talep verisini mevsimsizleştirerek başlarız. Mevsimsizleştirilmiş veri mevsimsel dalgalanmaların yokluğunda gözlemlenebilecek talepleri temsil eder. Periyodiklik p mevsimsel döngünün tekrarlandığı dönem sayısıdır. Talebi mevsimsizleştirdiğimizde her bir mevsime eşit ağırlık verildiğini garantilemek için p ardışık talep periyodlarının ortalamasını alırız. Periyot 1 + 1'dan Periyot 1 + p'ye talebin ortalaması Periyot 1 + (p + 1)/2 için mevsimsizleştirilmiş talebi verir. P tekil sayı ise bu yöntem var olan bir periyod için mevsimsizleştirilmiş talebi verir. P çift sayı ise bu yöntem Periyot 1 + (p/2) ve 1 + 1 + (p/2) arasında bir noktadaki mevsimsizleştirilmiş talebi verir. Periyotlar 1 + 1'den 1 + p ve 1 + 2'den 1 + p + 1'den elde edilen mevsimsizleştirilmiş talebin ortalamasını alarak Periyot 1 + 1 + (p/2) için mevsimsizleştirilmiş talebi elde ederiz. Mevsimsizleştirilmiş talebi elde etmek için bu süreç, periyot t için, Şekil 3.2 de gösterildiği gibi formüle edilmiştir:

Şekil 3.2: Periyot t için formül

$$\bar{D}_t = \begin{cases} \left[D_{t-(p/2)} + D_{t+(p/2)} + \sum_{i=t+1-(p/2)}^{t-1+(p/2)} 2D_i \right] / 2p & \text{for } p \text{ even} \\ \sum_{i=t-(p/2)}^{t+(p/2)} D_i / p & \text{for } p \text{ odd} \end{cases}$$

Talepteki zamana bağlı değişmeye dayalı olarak, mevsimsizleştirilmiş talep D_t ile t zamanı arasında doğrusal bir ilişki vardır.

$D_t = L + T_t$ Periyot t'deki gerçek talebi değil mevsimsizleştirilmiş talebi, L düzeýi ya da Periyot 0'daki mevsimsizleştirilmiş talebi, T mevsimsizleştirilmiş talebin büyüme oranını ya da eğilimi temsil eder. Mevsimsizleştirilmiş talep için L ve T değerlerini, mevsimsizleştirilmiş talep bağımlı değişken ve zaman bağımsız değişken olmak üzere doğrusal regresyon kullanarak tahmin edebiliriz/ön kestirebiliriz. Böyle bir regresyon Microsoft Excel (Tools | Data Analysis | Regression) kullanılarak yapılabilir. Regresyon sonuçlarını içeren çalışma sayfasından, başlangıç düzeýi L, kesişme katsayısı olarak ve eğilim, T, değişken katsayı (ya da eğim) olarak elde edilir.

Orijinal talep verileri doğrusal olmadığı ve sonuçtaki doğrusal regresyon doğru olmayacağı için düzey ve eğilimi tahmin etmede orijinal talep verileri ve zaman arasında bir doğrusal regresyon yapılmasının uygun olmadığına dikkat ediniz. Doğrusal regresyonu yapmadan/uygulamadan önce talebin mevsimsizleştirilmesi gerekir.

3.2.4.3 Mevsimsel etmenlerin ön kestirimi

Periyot t için mevsimsel faktör/etmen S_t , Gerçek talep D_t 'nin mevsimsizleştirilmiş talep \bar{D}_t 'ye oranıdır ve şu şekilde verilir:

$$\bar{S}_t = \frac{D_t}{\bar{D}_t}$$

Periyodiklik, p , verildiğinde, verilen bir periyod için mevsimsel faktörü benzer periyodları temsil eden mevsimsel faktörlerin ortalamasını alarak elde ederiz. Örneğin, elimizde bir $p = 4$ periyodikliği varsa Periyotlar 1, 5 ve 9 benzer mevsimsel faktörlere sahiptir. Bu periyotlar için mevsimsel faktör bu üç mevsimsel faktörün ortalaması alınarak bulunur. Verilerde r mevsimsel döngüleri verildiğinde, $pt + i$, $1 \leq i \leq p$ formunun tüm periyotları için mevsimsel faktörü aşağıdaki şekilde elde ederiz:

$$S_i = \frac{\sum_{j=0}^{r-1} \bar{S}_{jp+i}}{r}$$

Sonrasında öngörüler şu şekilde hesaplanabilir:

$$F_{t+l} = [L + (t + l)T]S_{t+l}$$

3.2.4.4 Uyarlanabilir yöntemler

Hareketli ortalamalar/ağırlıklı hareketli ortalamalar: Belki de en basit ve en sık kullanılan ekstrapolasyona dayalı tahmin yöntemleridir. Talep zaman içinde oldukça istikrarlı olduğu durumlarda kullanışlıdır.

k-periyod Hareketli Ortalama:

$$HO_t = \{D_t + D_{t-1} + D_{t-2} + \dots + D_{t-k+1}\} / k$$

Öngörü: 1-ilerideki periyod $F_{t+1} = HO_t$; n-ilerideki periyod $F_{t+n} = HO_t$

Tek kullanıcı girdi seçeneği hareketli ortalamanın uzunluğudur. Kısa bir ortalama değişen düzeylere daha fazla tepki sağlarken uzun bir ortalama daha fazla pürüz giderme sağlar. Bu tekniğin eğilimi ya da mevsimselliği modellemede katkısı yoktur.

HO'nun avantajları:

- i. Kolay anlaşılır
- ii. Kolay hesaplanır
- iii. İstikrarlı öngörüler sağlar

HO'nun dezavantajları:

- i. Geçmişteki tüm N veri noktalarını saklamayı gerektirir
- ii. Bir eğilimin arkasında kalır
- iii. Verilerdeki karmaşık ilişkileri göz önüne almaz

Ağırlıklı hareketli ortalama hesaplanmasında; w_t en yakın geçmişteki periyodun ağırlığı, w_{t-1} ikinci en yakın geçmişteki periyod, , w_{t-k+1} en eski periyod olmak üzere aşağıdaki formül:

$$WMA_t = \frac{\sum_{i=t-k+1}^t w_i D_i}{\sum_{i=t-k+1}^t w_i}$$

3.2.4.5 Üstsel düzeltme yöntemleri

Basit (tek) üstsel düzeltme: Düzeltilmiş zaman serileri üretmek çok popüler bir uygulamadır. Öte yandan Tek Hareketli Ortalama Metodunda geçmiş gözlemler eşit biçimde tartılır, gözlem eskidikçe Üstsel Düzeltme üstsel azalan ağırlıkları işleme sokar. Bir başka deyişle tahmin etmede yakın geçmişteki gözlemlere daha eski gözlemlere kıyasla daha fazla ağırlık verilir. Hareketli ortalamalar durumunda, gözlemlere verilen ağırlıklar aynıdır ve $1/N$ 'ye eşittir. Ancak üstsel düzeltmede belirlenecek (ya da tahmin edilen) bir ya da daha fazla düzeltme parametreleri bulunur ve bu seçimler gözlemlere verilen ağırlıkları belirler.

Talebin gözlenebilir eğilimi ya da mevsimselliği olmadığı durumda basit üstsel düzeltme metodu uygundur. Bu durumda talebin sistematik bileşeni düzeye eşittir. Dolayısıyla periyod 1'den n'e kadar verilen talep verileri verildiğinde aşağıdaki durum söz konusu olur:

Yeni Öngörü = α (en yakın geçmişteki veriler) + $(1 - \alpha)$ (son öngörü)

Ve ya

Yeni Öngörü = son öngörü – α (son öngörü hatası)

$F_{t+1} = \alpha D_{t+1} + (1 - \alpha) F_t$, ve ya $F_{t+1} = F_t + \alpha (D_t - F_t)$ Burada:

F_{t+1} : yeni öngörü (periyod t+1 için)

F_t : güncel periyodun öngürüsü

D_t : güncel periyodun gerçek değeri

α : düzeltme sabiti ($0 \leq \alpha \leq 1$) genellikle öngörülerin istikrarı için küçüktür

(.1' den .2' ye civarında)

Üstsel düzeltme en yakın geçmişteki veriye en yüksek ağırlıkları verdiği için/atadığından Ağırlıklı Hareketli Ortalama'nın çok özel bir durumudur.

$$F_{t+1} = \alpha D_{t+1} + (1 - \alpha) F_t,$$

$$F_t = \alpha D_{t+1} + (1 - \alpha) F_{t-1}$$

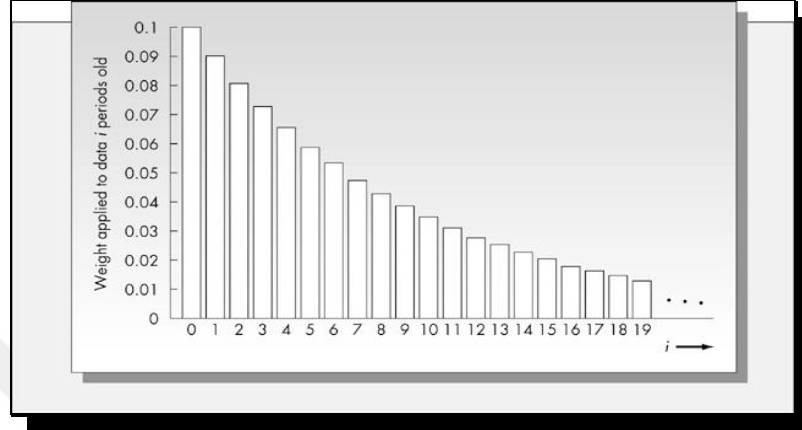
$$F_{t-1} = \alpha D_{t-2} + (1 - \alpha) F_{t-2}$$

$$F_{t-2} = \alpha D_{t-3} + (1 - \alpha) F_{t-3}$$

$$\Rightarrow F_{t+1} = \alpha D_{t+1} + \alpha (1 - \alpha) D_{t-1} + \alpha (1 - \alpha)^2 D_{t-2} + \alpha (1 - \alpha)^3 D_{t-3} + \alpha (1 - \alpha)^4 D_{t-4} + \dots$$

Dolayısıyla Şekil 3.3’de görüldüğü gibi ağırlıkların toplamının tam olarak 1 olduğunu kolayca anlayabiliriz:

Şekil 3.3: Üstsel Düzeltmede Kullanılan Ağırlıklar



(Grafikteki yazı: i periyod yaşındaki verilere uygulanan ağırlık)

Üstsel düzeltme metodunda tek kullanıcı girdi seçeneği düzeltme sabitinin boyutudur. 1’e yakın bir α değeri değişen düzeylere daha fazla karşılık verirken 0’a yakın bir değer “optimal” bir değer minimize edilerek belirlenebilirken daha fazla düzeltme sağlar.

→ Üstsel düzeltme ve hareketli ortalamanın karşılaştırılması

Benzerlikler

- i. Her iki yöntem de kararlı diziler için uygundur.
- ii. Her iki yöntem de tek bir parametreye bağlıdır.
- iii. Her iki yöntem de bir eğilimin gerisinde kalır.
- iv. $\alpha = 2 / (k + 1)$ ’ı kullanarak aynı öngörü hatası dağılımına ulaşılabilir. Örneğin, $\alpha = 0.33$ yaklaşık beş-periyotlu bir hareketli ortalamaya eşittir.

Farklılıklar

- i. Üstsel düzeltme tüm geçmiş tarihi taşır, ama hareketli ortalama k periyotlarından sonra “kötü” verileri dışta bırakır.
- ii. Hareketli ortalama geçmişteki tüm k veri noktalarını gerektirir, buna karşın Üstsel düzeltmede yalnızca son öngörüye ve son gözleme gerek vardır.

3.2.4.5.1 Çift üstsel düzeltme (Holt metodu)

Sistematik bileşende talebin bir düzeye ve eğilime sahip olduğu ama mevsimselliğe sahip olmadığı varsayılan durumlarda eğilim doğrulanmış üstsel düzeltme metodu uygundur. Güncel düzey aşağıdaki eşitlik kullanılarak düzeltilir:

$$L_t = \alpha D_t + (1 - \alpha) (L_{t-1} + T_{t-1})$$

Eğilim aşağıdaki eşitlikle düzeltilir

$$T_t = \beta (L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta) T_{t-1}$$

Bir adım ileri öngörüler eğilimi güncel seriler düzeyine ekleyerek oluşturulur:

$$F_{t+1} = L_t + T_t$$

n -periyot ileri öngörüler aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$F_{t+n} = L_t + n T_t$$

Düzye-düzeltilme sabiti α kabaca basit üstsel düzeltmedeki anlamlandırmaya sahiptir ve genellikle 0'la? (metinde sayı yok) arasındadır. Eğilim-düzeltilme sabiti β eğilimdeki aşamalı değişim sağlamak için genellikle küçüktür ($\leq .2$).

t zamanında oluşturulan öngörüler L_t düzeyinde başlayan ve T_t eğimli bir düz doğrudur. Kullanıcı seçenekleri düzeltme sabitlerinin boyutlarıdır. Bu tekniğin mevsimselliği modellemede karşılığı yoktur ama mevsimsizleştirilmiş verilere uygulandığında sıklıkla doğru bulunmuştur.

3.2.4.5.2 Üçlü üstsel düzeltme (Winter metodu)

Bu yöntem, talebin sistematik bileşeni bir düzeye ve eğilime ve Şekil 3'te görüldüğü gibi bir mevsimsel faktöre sahip olduğunda uygundur. Bu durumda çarpımsal form için:

$$\text{Güncel düzey: } L_t = \alpha (D_t / S_{t-M}) + (1 - \alpha) (L_{t-1} + T_{t-1})$$

$$\text{Güncel eğilim: } T_t = \beta (L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta) T_{t-1}$$

$$\text{Güncel mevsimsel: } S_t = \gamma (D_t / L_t) + (1 - \gamma) (S_{t-M})$$

n -periyod ilerideki öngörü fonksiyonu:

$$F_{t+n} = (L_t + nT_t) S_{t+n-M}$$

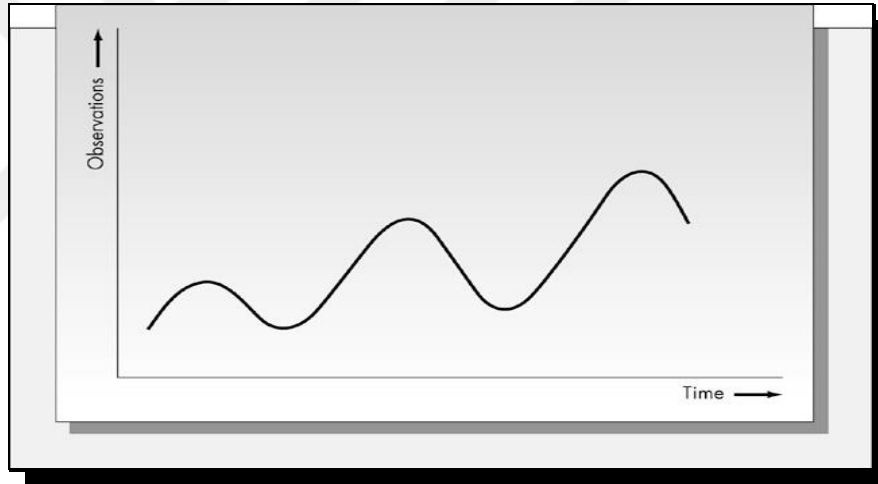
ki bu ilgili mevsimsel faktörün en yakın geçmişteki ön kestirimiyle yeniden mevsimselleştirilmiş olan diziler düzeyinin en yakın geçmişteki ön kestirimi artı eğilimdeki n birimlik bir artıştır.

Eklemeli versiyon için, düzey eşitliğinde $\alpha(D_t - S_{t-M})$ kullanılır ve mevsimsel eşitlikte ise $\gamma (D_t - L_t)$ kullanılır:

$$F_{t+n} = (L_t + nT_t) + S_{t+n-M}$$

Hem eklemeli hem çarpımsal versiyonlar için kullanıcı α , β ve γ sabitlerini sağlamalıdır/kullanmalıdır. Son iki parametre, eğilim ve mevsimsel bileşenlerde adaptasyon sağlamak için genellikle küçüktür ($\beta, \gamma \leq .2$). Şekil 3.4 de düzey, eğilim ve mevsimsel faktörü olan örnek gözlem gösterilmiştir.

Şekil 3.4: Düzey, eğilim ve mevsimsel faktörü olan örnek gözlem



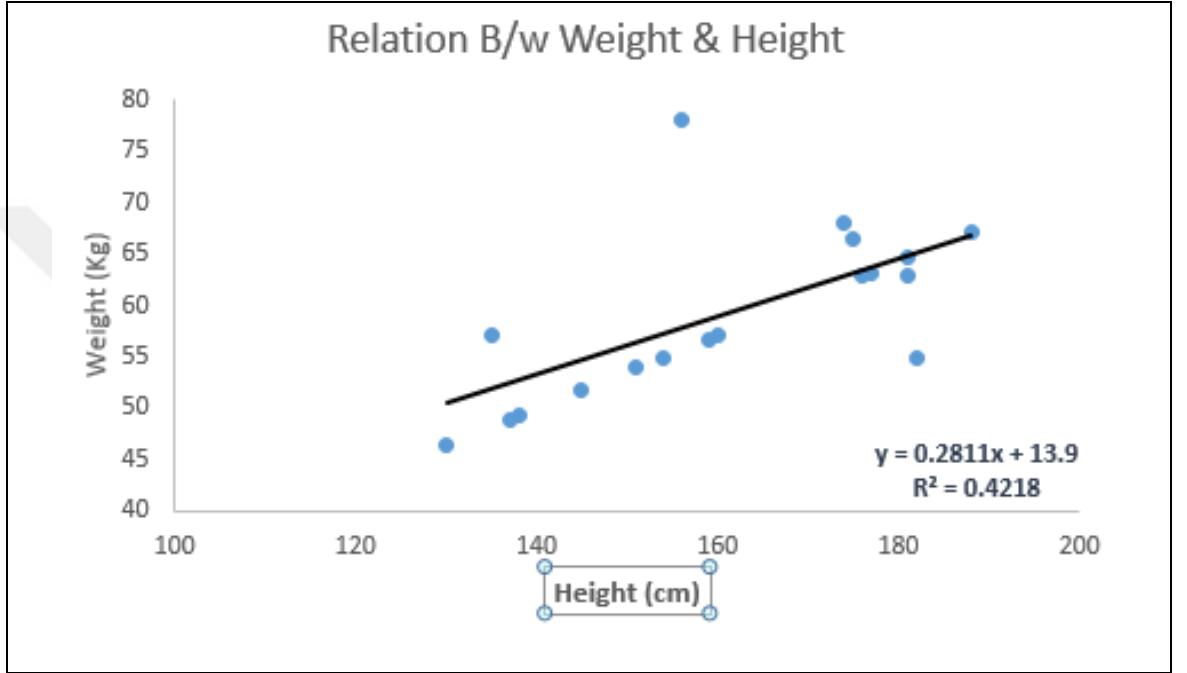
3.2.4.6 Doğrusal Regresyon

Bu, en yaygın olarak bilinen modelleme tekniğidir. Doğrusal gerileme, insanların tahmini modellemeyi öğrenirken seçtikleri ilk birkaç konu arasında bulunur. Bu teknikte, bağımlı değişken sürekli, bağımsız değişken (ler) sürekli veya ayrı olabilir ve regresyon çizgisinin doğası doğrusaldır.

Doğrusal Regresyon, bağımlı değişken (Y) ile bir veya daha fazla bağımsız değişken (X) arasında en uygun düz çizgiyi (regresyon çizgisi olarak da bilinir) kullanarak bir ilişki kurar.

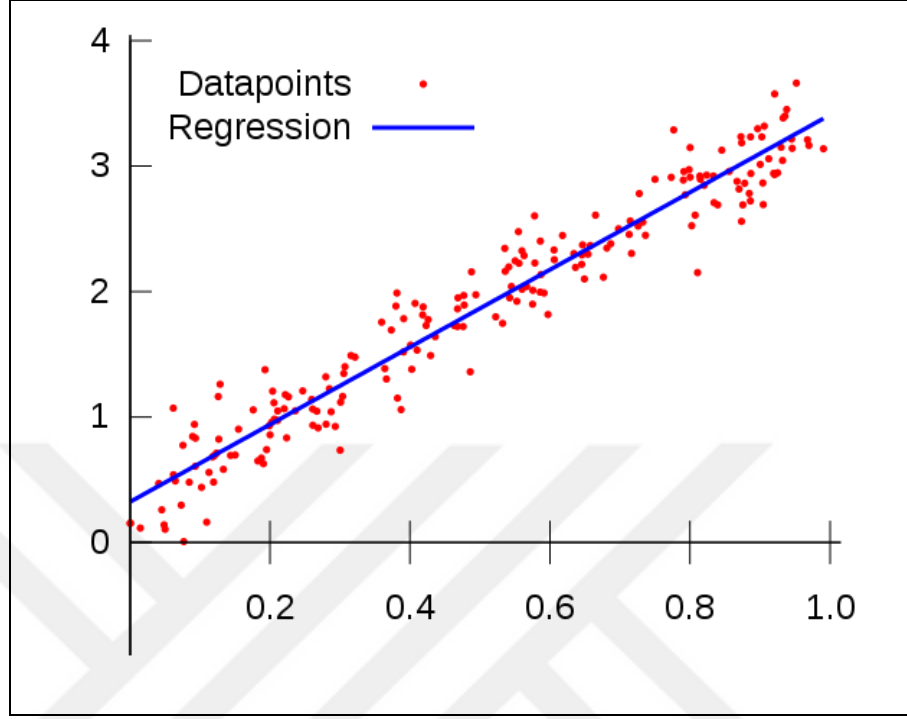
$Y = a + b * X + e$ denklemi ile temsil edilir, burada a kesişim noktası, b hattın eğimi ve e hata terimidir. Bu denklem, verilen öngörücü değişken (ler) e dayalı olarak hedef değişken değerini tahmin etmek için kullanılabilir. Şekil3.5 2 de doğrusal regresyon çizgisi gösterilmiştir.

Şekil 3.5: Doğrusal Regresyon



Basit doğrusal regresyon ile çoklu doğrusal regresyon arasındaki fark, çoklu doğrusal regresyonun (> 1) bağımsız değişkenlere sahip olması, buna karşın basit doğrusal regresyonun sadece 1 bağımsız değişkenine sahip olmasıdır. Şekil 3.6 de gösterildiği gibi bir veri serisi için kırmızı noktalar doğrusal regresyondur.

Şekil 3.6: Bir veri serisi için kırmızı noktalar Doğrusal Regresyon



Bu yöntemde, Bağımlı değişken olarak adlandırılan bir değişkenin değerini bağımsız değişken olarak adlandırılan bir başka değişkenin değerinden tahmin etmeye çalışırız. Regresyon Yöntemleri **eğilimin** olduğu durumlarda kullanılabilir:

a = y-eksis kesişimi

b = eğilim eğimi (regresyon) doğrusu

t 1, 2, 3, . . . olarak ölçeklenmişse, a ve b için en küçük kare tahminleri aşağıdaki gibi hesaplanabilir:

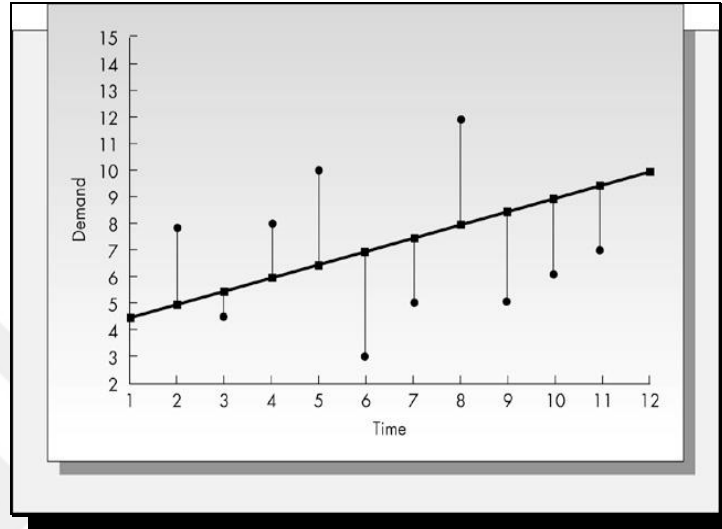
$$b = S_{xy}/S_{xx} \quad \text{and} \quad a = \bar{D} - b(n+1)/2$$

$$S_{xy} = n \sum_{i=1}^n i D_i - \frac{n(n+1)}{2} \sum_{i=1}^n D_i, \quad S_{xx} = \frac{n^2(n+1)(2n+1)}{6} - \frac{n^2(n+1)^2}{4}$$

Bura da gözlemlenen taleplerin aritmetik ortalamasıdır.

Şekil 3.7 de bir regresyon doğrusu örneği gösterilmiştir.

Şekil 3.7: Bir Regresyon Doğrusu örneği



3.2.4.7 Lojistik Regresyon

Olayın olasılığını bulmak için lojistik regresyon kullanılır: Başarı ve Olay = Başarısızlık. Bağımlı değişken doğada ikili (0/1, Doğru / Yanlış, Evet / Hayır) olduğunda lojistik regresyonu kullanmalıyız. Burada Y değeri 0 ile 1 arasında değişir ve aşağıdaki denklemlerle gösterilebilir.

$$\text{Oranlar} = p / (1-p) = \text{Olay oluşma ihtimali} / \text{Olasılığın oluşma ihtimali}$$

$$\text{Ln (olasılıklar)} = \ln (p / (1-p))$$

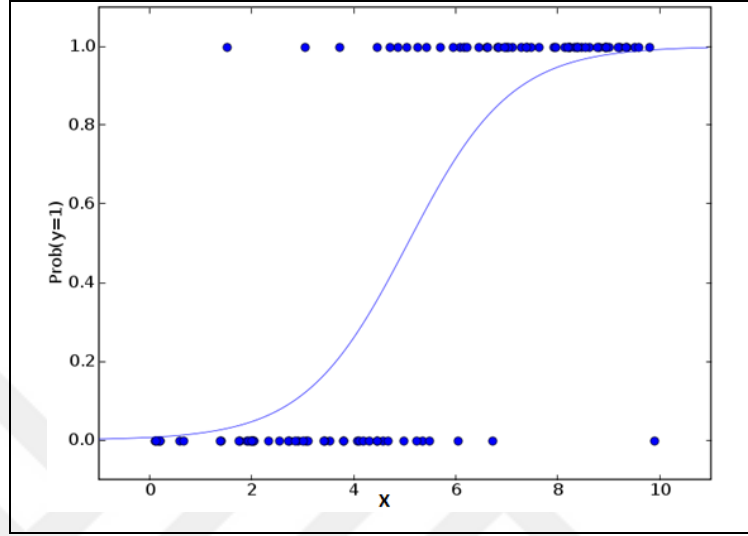
$$\text{Logit (p)} = \ln (p / (1-p)) = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + b_3X_3 \dots + b_kX_k$$

Yukarıda, p, ilgi karakteristik özelliğinin var olma olasılığıdır.

Binom dağılımı (bağımlı değişken) ile çalıştığımız için, bu dağıtım için en uygun olan bir bağlantı fonksiyonu seçmeliyiz. Ve logit işlevi. Yukarıdaki denklemlerde, parametreler, karelere bağlı hataların toplamını asgariye indirmek yerine örnek

değerlerini gözleme olasılığını en üst düzeye çıkarmak üzere seçilir (sıradan gerileme gibi). Şekil 3.8’de Lojistik Regresyon doğrusu gösterilmiştir.

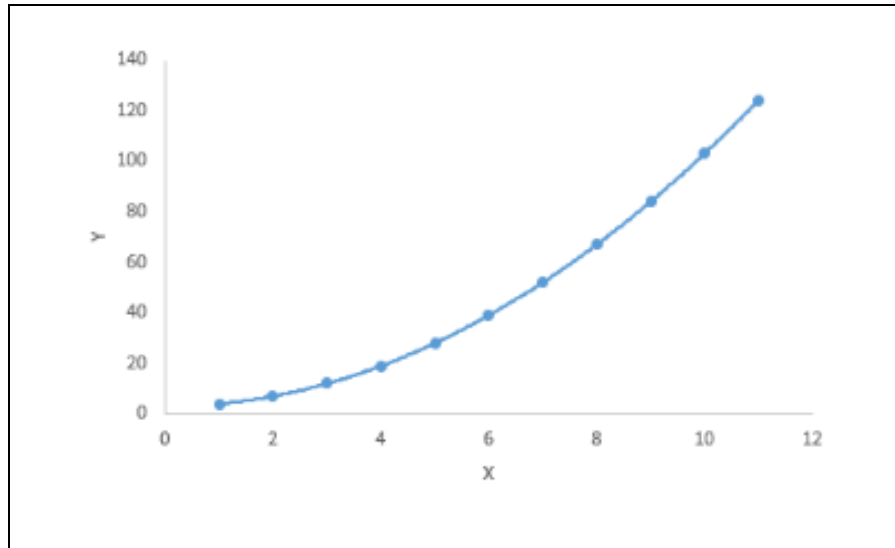
Şekil 3.8: Lojistik Regresyon



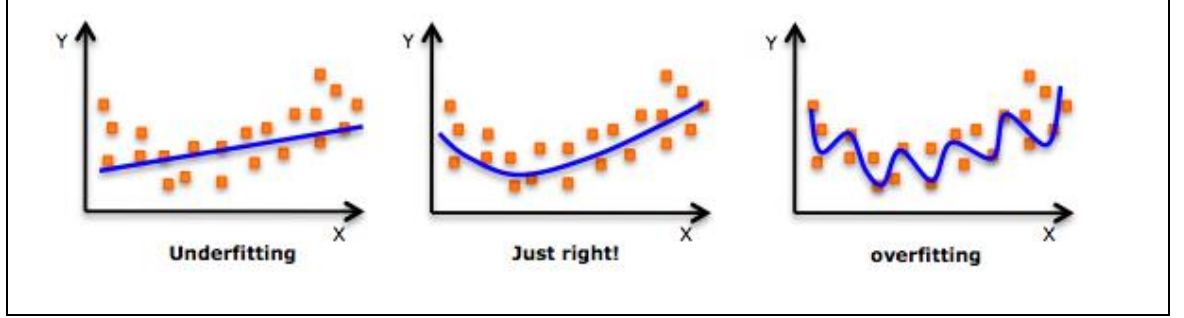
3.2.4.8 Polinom Regresyon

Regresyon denklemi, bağımsız değişkenin gücü 1'den büyükse, bir polinom regresyon denklemidir. Aşağıdaki denklem, bir polinom denklemini temsil eder. Şekil 3.9 da grafiği verilmiştir. $Y = a + b * x^2$

Şekil 3.9: Polinom Regresyon



Şekil 3.10: Polinom Regresyon Grafik



Şekil 3.10’ da uygun olmayan, tam kararında ve aşırı uygunluk taşıyan polinom regresyon grafikleri gösterilmiştir.

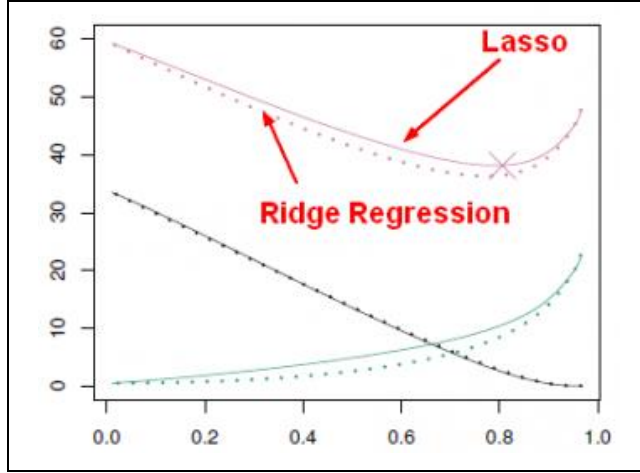
3.2.4.9 Adımsal Regresyon

Bu regresyon biçimi birden çok bağımsız değişkenle uğraştığımızda kullanılır. Bu teknikte, bağımsız değişkenlerin seçimi, insanın müdahalesini gerektirmeyen otomatik bir işlem yardımıyla yapılır. Bu özellik, anlamlı değişkenleri ayırt etmek için R-kare, t-istatistikleri ve AIC metrik gibi istatistiksel değerleri gözlemleyerek elde edilir. Adım adım regresyon, temel olarak, belirtilen bir kritere dayanan eşzamanlı değişkenlerin eklenmesi ile regresyon modeli ile uyumaktadır.

3.2.4.10 Ridge Regresyon

Veriler çoklu doğrusallığa maruz kaldığında kullanılan bir tekniktir (bağımsız değişkenler yüksek derecede korelasyona sahiptir). Çoklu doğrusallıkta, en küçük kareler tahminleri (OLS) tarafsızdır, ancak varyansları büyüktür ve gözlenen değeri gerçek değerden uzak tutar. Regresyon tahminlerine bir miktar önyargı ekleyerek, sırt gerilemesi standart hataları azaltır. Şekil 3.11’de Ridge Regresyon grafiği gösterilmiştir.

Şekil 3.11: Ridge - Lasso Regresyon



3.2.4.11 Lasso Regresyon

Ridge Regresyona benzer şekilde, Kement (En Az Mutlak Çekme ve Seçim Operatörü), regresyon katsayılarının mutlak boyutunu da cezalandırır. Buna ek olarak, değişkenliği azaltabilir ve doğrusal regresyon modellerinin doğruluğunu geliştirir. Şekil 3.12’de Lasso Regresyon Denklemi gösterilmiştir. Bu denklemde iki bileşenimiz var. Birincisi en küçük kareler terimi ve diğeri β^2 (beta-kare) toplamının lambda, burada β katsayısıdır. Bu, parametrenin çok düşük bir varyansa sahip olması için küçültülmüş kare terimine eklenir.

Şekil 3.12: Lasso Regresyon

$$\hat{\beta} := \underset{\beta \in \mathbb{R}^p}{\operatorname{argmin}} \underbrace{\|y - X\beta\|_2^2}_{\text{Loss}} + \lambda \underbrace{\|\beta\|_1}_{\text{Penalty}}$$

3.2.4.12 ElasticNet Regresyon

ElasticNet, Lasso ve Ridge Regresyon tekniklerinin bir karışımıdır. Düzenleyici olarak önce L1 ve L2 ile eğitilir. Elastik-net, birbiriyle ilişkilendirilmiş birden fazla özellik bulunduğu zaman yararlıdır. Lasso, bunlardan birini rasgele seçecek ve elastik-net her ikisini de alacaktır. Şekil 3.13 ‘ de ElasticNet Regresyon Denklemi gösterilmiştir.

Şekil 3.13: ElasticNet Regresyon

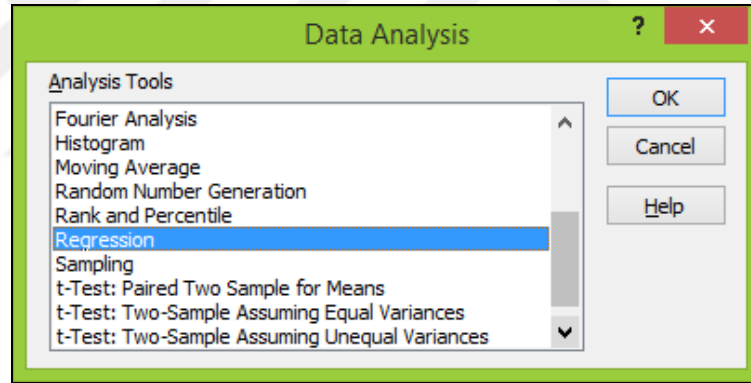
$$\hat{\beta} = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}}(\|y - X\beta\|^2 + \lambda_2\|\beta\|^2 + \lambda_1\|\beta\|_1).$$



4.BULGULAR

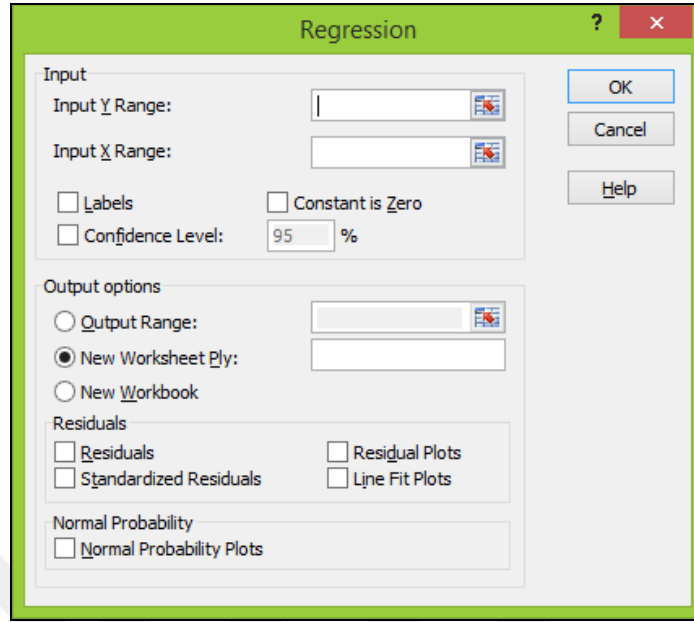
Bu çalışmada, her ürünün sipariş tahmininde farklı parametrelerden etkilendiği, her mal için tek bir yöntem kullanılmaması gerektiği anlatılmıştır. Belirlenmiş olan veriler satış verileridir. Satış verileri üzerinden hava durumu incelenerek mevsimsellik faktörü ve promosyon faktörü incelenmiştir. Çeşitli Regresyon yöntemleri incelenerek en uygun olanın doğrusal regresyon olduğuna karar verilmiştir. Bunun üzerine Excel üzerinde çalışmalara başlanmıştır. Excel programında Data menüsü altında bulunan Veri Çözümleme (Data Analysis) aracına tıkladığımızda Şekil 4.14’ de görülen pencere karşımıza çıkmaktadır. Bu alanda farklı finansal ve bilimsel veri çözümleme araçları bulunmaktadır.

Şekil 4.14: Excel Regresyon



Regression (regresyon) seçeneğine okeyledikten sonra Şekil4.2 de gösterilen ekran açılmaktadır. Bu ekran üzerinden x ve y değişkenlerimizi belirlememiz gerekir. Y Range alanına satış sütununu seçip, x alanına da ay-sıra kolonundan başlayarak Aralık ayına kadar olan kısım seçilir. Label Kısmını işaretledikten sonra “Ok” butonuna basılır.

Şekil 4.2: Regresyon Değişkenleri



Y Range alanına satış sütununu seçip, x alanına da ay-sıra kolonundan başlayarak Aralık ayına kadar olan kısım seçilir. Label kısmını işaretledikten sonra “Ok” butonuna basılır. Yeni bir sheet içinde gelen regresyon istatistik sonuçları Tablo4.1’de gösterilmiştir.

Tablo 4.1: İstatistik Sonuçlar

<i>Regression Statistics</i>	
Multiple R	0,985768739
R Square	0,971740006
Adjusted R Square	0,940910922
Standard Error	36,15638382
Observations	24

	<i>df</i>	<i>SS</i>	<i>MS</i>	<i>F</i>	<i>Significance F</i>
Regression	12	494470,8333	41205,90278	31,52023578	9,24867E-07
Residual	11	14380,125	1307,284091		
Total	23	508850,9583			

	<i>Coefficients</i>	<i>Standard Error</i>	<i>t Stat</i>	<i>P-value</i>	<i>Lower 95%</i>	<i>Upper 95%</i>	<i>Lower 95,0%</i>	<i>Upper 95,0%</i>
Intercept	36,875	33,82120015	1,090292474	0,298891823	-37,56495963	111,3149596	-37,56495963	111,3149596
X Variable 1	2,229166667	1,230065157	1,812234624	0,097307071	-0,478188493	4,936521823	-0,478188493	4,936521823
Ocak	12,52083333	38,60523781	0,324329911	0,751772077	-72,44872218	97,49038885	-72,44872218	97,49038885
X Variable 3	9,791666667	38,19149277	0,256383457	0,802386467	-74,26724216	93,85057549	-74,26724216	93,85057549
X Variable 4	44,0625	37,81325131	1,165266103	0,268558167	-39,16390498	127,2889058	-39,16390498	127,2889058
X Variable 5	123,8333333	37,47158856	3,304726009	0,007018888	41,35892298	206,3077437	41,35892298	206,3077437
X Variable 6	316,1041667	37,16751333	8,504851107	3,63369E-06	234,2990214	397,9093119	234,2990214	397,9093119
X Variable 7	350,875	36,90195471	9,508303903	1,22067E-06	269,6543453	432,0956547	269,6543453	432,0956547
X Variable 8	290,6458333	36,67574946	7,924741488	7,14564E-06	209,9230536	371,3686136	209,9230536	371,3686136
X Variable 9	353,9166667	36,48962942	9,699102793	1,00238E-06	273,6035338	434,2297995	273,6035338	434,2297995
X Variable 10	237,1875	36,34421045	6,526142597	4,27226E-05	157,1944321	317,1805679	157,1944321	317,1805679
X Variable 11	19,95833333	36,23998251	0,550726903	0,592829459	-59,80533037	99,72199703	-59,80533037	99,72199703
Kasım	20,72916667	36,17730166	0,572988193	0,578177388	-58,89653729	100,3548706	-58,89653729	100,3548706

Intercept	X Variable 1	Ocak	X Variable 3	X Variable 4	X Variable 5
36,875	2,229166667	12,52083333	9,791666667	44,0625	123,8333333

X Variable 6	X Variable 7	X Variable 8	X Variable 9	X Variable 10	X Variable 11	Kasım
316,1041667	350,875	290,6458333	353,9167	237,1875	19,95833	20,72917

Bu verilere göre;

- i. Intercept hepsinde olan bir değerdir. Sıfır noktasında kaç tane sattığımızı gösterir. Yani 1 ayda en az 36 tane satıyorsun anlamına gelir.
- ii. X Variable 1 değişkeninde gelen sonuç ise ortalama her ay 2 tane arttığını gösterir.
- iii. Ocak Değişkeninde, Aralık Ayına göre ocak ayında 12 tane daha fazla sattığımızı gösterir.
- iv. R-squared değeri modelin varyansın ne kadarını açıkladığını belirtir.
- v. P-value Significance belirtiyor. Değer 0.1'den düşükse significant demektir. 0.05 ve 0.01 in altındaysa daha significant demek oluyor. Yani bu değişkenin coefficient ından o kadar eminiz demek
- vi. Lower Confidence intervalın alt sınırı
- vii. Upper Confidence intervalın üst sınırı

SUMPRODUCT fonksiyonu; verilen dizilerde karşılık gelen bileşenleri çarpar ve bu çarpımların toplamını verir. SUMPRODUCT işlevinin sözdizimi bileşenlerini çarpıp toplamak istediğiniz 2 ile 255 arasındaki bağımsız değişkenleri içerebilir. Dizi bağımsız değişkenleri aynı boyutlara sahip olmalıdır.

=SUMPRODUCT

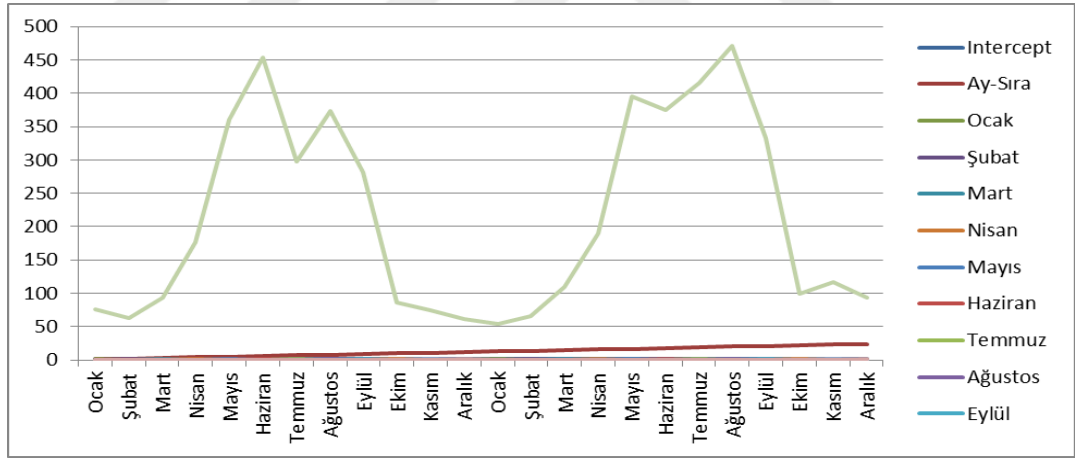
(B26:N26;Sheet4!\$A\$32:\$M\$32)

Şekil 4.3: 2016 Regresyon Sonuçları

Ocak	1	25	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	105,125
Şubat	1	26	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	104,625
Mart	1	27	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	141,125
Nisan	1	28	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	223,125
Mayıs	1	29	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	417,625
Haziran	1	30	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	454,625
Temmuz	1	31	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	396,625
Ağustos	1	32	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	462,125
Eylül	1	33	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	347,625
Ekim	1	34	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	132,625
Kasım	1	35	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	135,625
Aralık	1	36	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	117,125

Excel de regresyon yöntemi kullanıldıktan sonra elde edilen sonuçlar üzerinden Sumproduct formülü ile yeşil renkli sütunda 2016 satış tahmini elde edilmiştir. Regresyon sonuçları Şekil 4.3’de bulunmuştur. Bu satış sonuçlarının grafiği ise Şekil4.4’de 2 yıl için ay bazında gösterilmiştir.

Şekil 4.4: 2016 Regresyon Grafiği



Şekil 4.4’deki verilere göre Magnum ürünü için Mart ayından itibaren satışlarda bir yükselme başlayıp tekrar ekim ayına doğru bir azalma söz konusudur. Bu artış ve azalışlara istinaden bu ürün için bir mevsimsellik vardır diyebiliriz. Tablo 4.2 de 2016 yılına ait satış tahmin verileri regresyon yöntemi ile bulunarak gösterilmiştir.

Tablo 4.2: 2016 Regresyon Sonucu

2016 GERÇEK			
VERİLER		2016 REGRESYON SONUCU	
Ocak	66	Ocak	105,125
Şubat	81	Şubat	104,625
Mart	117	Mart	141,125
Nisan	299	Nisan	223,125
Mayıs	330	Mayıs	417,625
Haziran	303	Haziran	454,625
Temmuz	358	Temmuz	396,625
Ağustos	453	Ağustos	462,125
Eylül	198	Eylül	347,625
Ekim	79	Ekim	132,625
Kasım	67	Kasım	135,625
Aralık	26	Aralık	117,125

Gerçek 2016 verileri ile karşılaştırılarak elde edilen sonuçların hata payları tahmin edilmiştir. 2016 bizim test verilerimizdir. Tahmin ettiğimiz sonuçlar ile gerçek veriler karşılaştırılmıştır. Tablo 4.3’de Hata payının yüzdesi verilmiştir.

Tablo 4.3: 2016 Regresyon Hata Payı

2016 REGRESYON SONUCU	
Ocak	% 59,28 hata payı ile tahmin edilmiştir.
Şubat	% 29,16 hata payı ile tahmin edilmiştir.
Mart	% 20,61 hata payı ile tahmin edilmiştir.
Nisan	% -25,37 hata payı ile tahmin edilmiştir.
Mayıs	% 26,55 hata payı ile tahmin edilmiştir.
Haziran	% 50,04 hata payı ile tahmin edilmiştir.
Temmuz	% 10,78 hata payı ile tahmin edilmiştir.
Ağustos	% 2,01 hata payı ile tahmin edilmiştir.
Eylül	% 75,56 hata payı ile tahmin edilmiştir.
Ekim	% 67,87 hata payı ile tahmin edilmiştir.
Kasım	% 102,42 hata payı ile tahmin edilmiştir.

12 Ayın regresyon hata payı ortalaması yüzde 34,58 olarak bulunmuştur. 2016 regresyon sonucundan 2016 gerçek veri çıkartılmıştır. Çıkan sonuç 100 ile çarpılarak 2016 gerçek veriye bölünmüştür. Bu sonuçlara istinaden en iyi tahminin Ağustos ayında yapıldığı gözlemlenmiştir. Bunun dışında Eylül, Ekim, Kasım gibi yüzde onun üzerinde olan hata payları doğru tahmin edilmediğini gösterir. 2017 satış tahmin istatistikleri Tablo 4.4' deki gibi gösterilmiştir.

Tablo 4.4: 2017 Regresyon İstatistikleri

<i>Regression Statistics</i>								
Multiple R	0,979414418							
R Square	0,959252601							
Adjusted R Square	0,914800894							
Standard Error	43,3152643							
Observations	24							
ANOVA								
	<i>df</i>	<i>SS</i>	<i>MS</i>	<i>F</i>	<i>Significance F</i>			
Regression	12	485856,1667	40488,01389	21,57965692	6,5557E-06			
Residual	11	20638,33333	1876,212121					
Total	23	506494,5						
	<i>Coefficients</i>	<i>Standard Error</i>	<i>t Stat</i>	<i>P-value</i>	<i>Lower 95%</i>	<i>Upper 95%</i>	<i>Lower 95,0%</i>	<i>Upper 95,0%</i>
Intercept	102	40,51771966	2,517417092	0,028606638	12,82110032	191,1788997	12,82110032	191,1788997
Ay-Sıra	-2,361111111	1,473615217	-1,602257553	0,137402614	-5,604516335	0,882294113	-5,604516335	0,882294113
Ocak	-25,47222222	46,24898572	-0,550762829	0,592805657	-127,2655535	76,32110901	-127,2655535	76,32110901
Şubat	-9,611111111	45,75332012	-0,210063687	0,837458177	-110,3134897	91,0912675	-110,3134897	91,0912675
Mart	32,25	45,30018772	0,71191758	0,491339105	-67,45504092	131,9550409	-67,45504092	131,9550409
Nisan	166,1111111	44,89087654	3,700331201	0,003499587	67,30695802	264,9152642	67,30695802	264,9152642
Mayıs	286,4722222	44,52659508	6,433732956	4,84951E-05	188,4698472	384,4745972	188,4698472	384,4745972
Haziran	265,3333333	44,2084565	6,001868292	8,90221E-05	168,0311766	362,63549	168,0311766	362,63549
Temmuz	315,1944444	43,93746313	7,173706035	1,81265E-05	218,4887401	411,9001488	218,4887401	411,9001488
Ağustos	393,0555556	43,71449176	8,991424576	2,1158E-06	296,8406079	489,2705032	296,8406079	489,2705032
Eylül	198,9166667	43,54028017	4,568566529	0,000805266	103,0851561	294,7481772	103,0851561	294,7481772
Ekim	24,77777778	43,41541533	0,570713826	0,579665403	-70,77890709	120,3344626	-70,77890709	120,3344626
Kasım	30,13888889	43,34032375	0,69540064	0,501231059	-65,25252053	125,5302983	-65,25252053	125,5302983

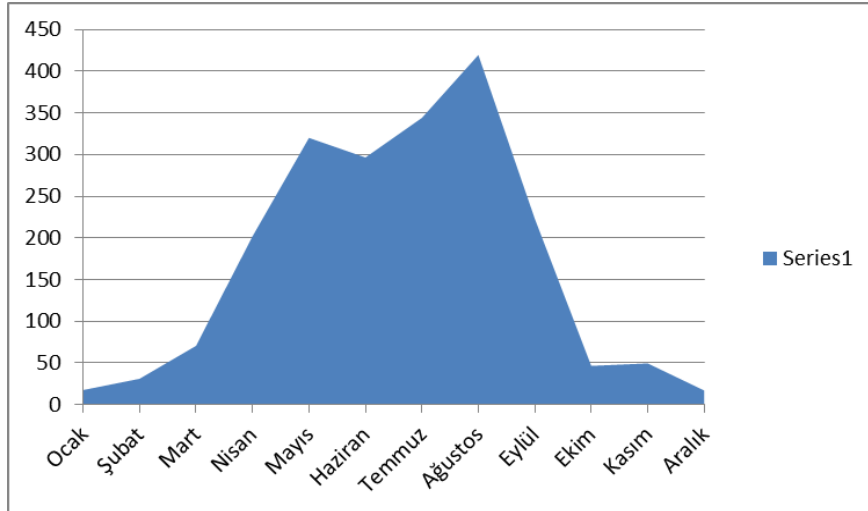
Bu verilere göre; Intercept hepsinde olan bir değerdir. Sıfır noktasında kaç tane sattığımızı gösterir. Yani 1 ayda en az 102 tane satıyorsun anlamına gelir. Bu istatistikler baz alınarak aynen 2016 tahmin yönteminde olduğu gibi 2017 yılı tahmin edilmiştir. 2017 satış miktarı tahmini Tablo4.5 de gösterilmiştir. Bu tablonun aylara göre dağılımı ise Şekil 18 de görüntülenmektedir.

Tablo 4.5: 2017 Satış Miktarı Tahmini

Ürün Bazında Aylık Toplam Satış Miktarı - 2017 - X MAĞAZASI					
Ocak	Şubat	Mart	Nisan	Mayıs	Haziran
17,5	31	70,5	202	320	296,5
Temmuz	Ağustos	Eylül	Ekim	Kasım	Aralık
344	419,5	223	46,5	49,5	17

Şekil 4.5’de 2017 Satış tahmin grafiğine istinaden yine diğer yıllara benzer bir şekilde mart ayından itibaren bir artış ve ekim aylarına doğru bir azalış söz konusudur. Mart-Nisan-Mayıs ayları ilkbahar, Haziran-Temmuz-Ağustos ayları yaz, Eylül-Ekim-Kasım ayları sonbahar, Aralık-Ocak-Şubat ayları kış olduğundan diğer yıllarda olduğu gibi bu yılda da bir mevsimsellik olduğu saptanmıştır.

Şekil 4.5: 2017 Satış Tahmin Grafiği



4.1 HAVA SICAKLIĞININ MALIN SATIŞINA ETKİSİ

Elde edilen bu veriler sonucunda örnek mal olarak kullandığımız “MAGNUM KLASİK 100ML ” ürünü mevsimsel bir üründür ve yılın yaz aylarında daha çok satıldığı gözlemlenmektedir. Bu gibi mallar için sipariş miktarlarının verilmesinde hava durumunun etkisi büyüktür. Aşağıdaki Tablo4.6 ve devamı olan Tablo4.7’de uzun yıllar içinde gerçekleşen ortalama hava durumu değerleri bulunmaktadır.

Tablo 4.6: Uzun Yıllar İçinde Gerçekleşen Ortalama Değerler (1950 - 2015) / Hava Durumu 1

Uzun Yıllar İçinde Gerçekleşen Ortalama Değerler (1950 - 2015) / Hava Durumu						
ISTANBUL	Ocak	Şubat	Mart	Nisan	Mayıs	Haziran
Ort. Sıcaklık (°C)	5,7	5,7	7	11,1	15,7	20,4
Ort. En Yüksek Sıcaklık (°C)	8,5	9	10,8	15,4	20	24,6
Ort. En Düşük Sıcaklık (°C)	3,2	3,1	4,2	7,7	12,1	16,5
En Yüksek Sıcaklık (°C)	22	23,2	29,3	33,6	34,5	40
En Düşük Sıcaklık (°C)	-11	-8,4	-5,8	-1,4	3	8,5

Uzun yıllar içinde gerçekleşen ortalama değerler ilk altı ay için 4.6 da gösterilirken son altı ay 4.7’de gösterilmiştir.

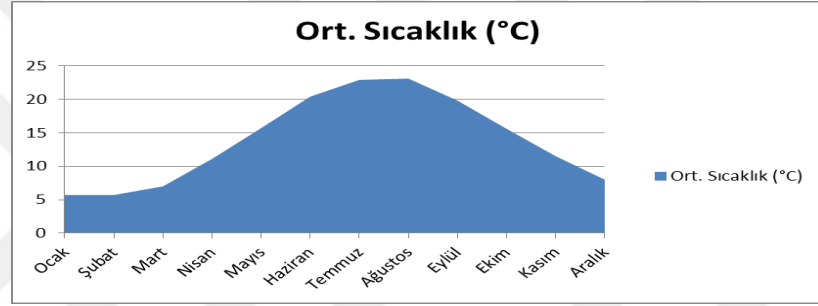
Tablo 4.7: Uzun Yıllar İçinde Gerçekleşen Ortalama Değerler (1950 - 2015) / Hava Durumu 2

Uzun Yıllar İçinde Gerçekleşen Ortalama Değerler (1950 - 2015) / Hava Durumu						
ISTANBUL	Temmuz	Ağustos	Eylül	Ekim	Kasım	Aralık
Ort. Sıcaklık (°C)	22,9	23,1	19,8	15,6	11,5	8
Ort. En Yüksek Sıcaklık (°C)	26,6	26,8	23,7	19,1	14,7	10,8
Ort. En Düşük Sıcaklık (°C)	19,5	20,1	16,8	13	8,9	5,5
En Yüksek Sıcaklık (°C)	41,5	39,6	36,6	34	26,5	25,8
En Düşük Sıcaklık (°C)	12	12,3	7,1	0,6	-2,2	-7

Bu tablonun grafiğini aşağıda görüntüleyebilirsiniz. Şekil 4.6’da Ort. Sıcaklık (°C), Şekil 4.7’ de Ort. En Yüksek Sıcaklık (°C), Şekil 4.8’de Ort. En Düşük Sıcaklık (°C), Şekil 4.9’ de En Yüksek Sıcaklık (°C) ve Şekil 4.10 ‘de En Düşük Sıcaklık (°C) grafiği bulunmaktadır.

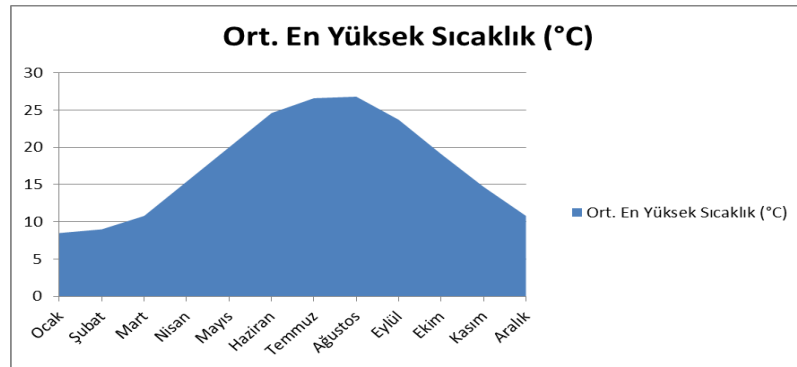
Tablo 4.8 ve devamı olan Tablo 4.9 da belirtilen Uzun Yıllar İçinde Gerçekleşen Ortalama Değerler (1950 - 2015) / Hava Durumunun grafiği hazırlanarak Şekil 4.6 da sunulmuştur. Bu verilere göre Mart aylarında ortalama hava sıcaklığında bir artış gözükürken Ekim aylarına gelince ortalama hava sıcaklığında bir azalış gözükmektedir.

Şekil 4.6: Ortalama Sıcaklık



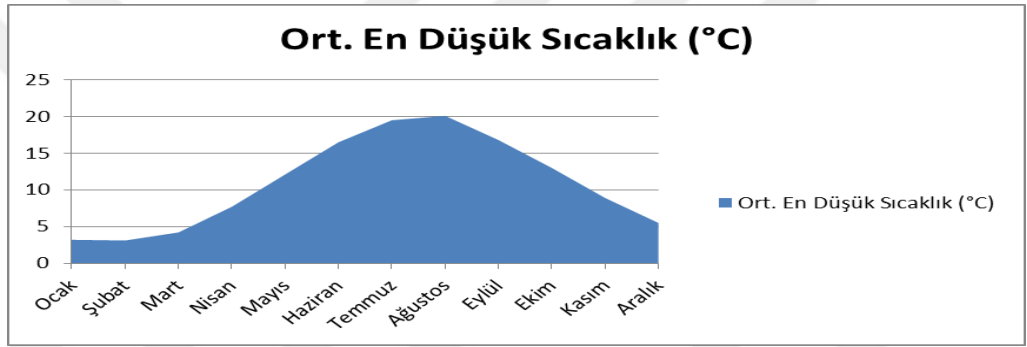
Tablo 4.6 ve devamı olan Tablo4.7 belirtilen Uzun Yıllar İçinde Gerçekleşen Ortalama Değerler (1950 - 2015) / Hava Durumunun grafiği hazırlanarak Şekil4.7’de sunulmuştur. Bu verilere göre Mart aylarında ortalama en yüksek hava sıcaklığında bir artış gözükürken Ekim aylarına gelince ortalama en yüksek hava sıcaklığında bir azalış gözükmektedir.

Şekil 4.7: Ortalama En yüksek Sıcaklık



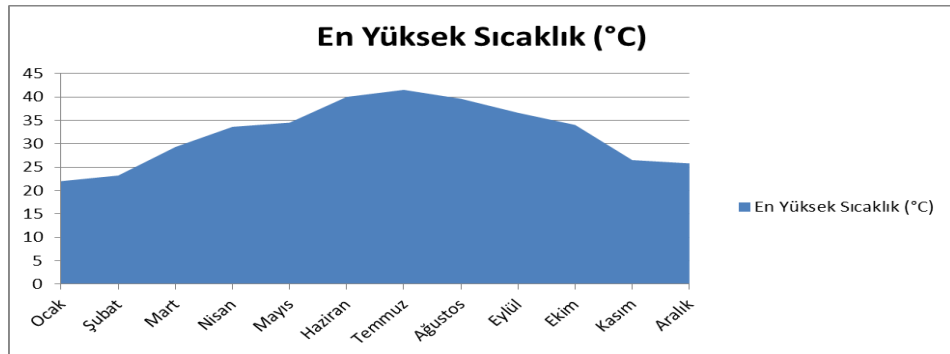
Tablo 4.8 ve devamı olan Tablo 4.9 da belirtilen Uzun Yıllar İçinde Gerçekleşen Ortalama Değerler (1950 - 2015) / Hava Durumunun grafiği hazırlanarak Şekil 4.8’de sunulmuştur. Bu verilere göre Mart aylarında ortalama en düşük hava sıcaklığında bir artış gözükürken Ekim aylarına gelince ortalama en düşük hava sıcaklığında bir azalış gözükmektedir. Mart-Nisan-Mayıs aylarında hafif artış, Haziran-Temmuz-Ağustos aylarında fazla bir artış, Eylül-Ekim-Kasım ayları hafif azalış ve Aralık-Ocak-Şubat ayları direkt düşüş olduğu gözlemlenmiştir.

Şekil 4.8: Ortalama En düşük sıcaklık



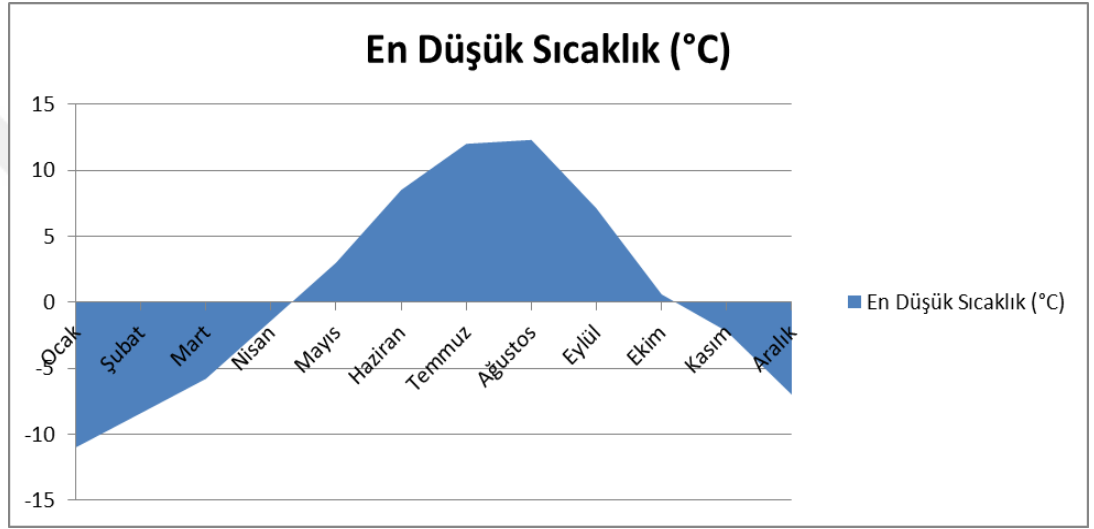
Tablo 4.8 ve devamı olan Tablo 4.9 da belirtilen Uzun Yıllar İçinde Gerçekleşen Ortalama Değerler (1950 - 2015) / Hava Durumunun grafiği hazırlanarak Şekil 4.9 de sunulmuştur. Bu verilere göre Mart aylarında en yüksek hava sıcaklığında bir artış gözükürken Ekim aylarına gelince en yüksek hava sıcaklığında bir azalış gözükmektedir.

Şekil 4.9: En Yüksek sıcaklık



Tablo 4.8 ve devamı olan Tablo 4.9 da belirtilen Uzun Yıllar İçinde Gerçekleşen Ortalama Değerler (1950 - 2015) / Hava Durumunun grafiği hazırlanarak Şekil 4.10'da sunulmuştur. Bu verilere göre Mart aylarında en düşük hava sıcaklığında bir artış gözükürken Ekim aylarına gelince en düşük hava sıcaklığında bir azalış hatta eksi derecelere kadar bir düşüş gözükmektedir.

Şekil 4.10: En Düşük Sıcaklık



Hava Sıcaklığının bu malın satışına ne kadar etki ettiğini yine regresyon yöntemi ile bulabiliriz. Hava sıcaklığının malın satışına etkisi bulabilmek için öncelikli olarak tablo4.8'i hazırlayıp aşağıdaki gibi x ve y değişkenlerimizi belirlememiz gerekiyor. Yeşil renkli sütun satış miktarlarını göstermektedir. Bu sütun bizim x değişkenimizdir. Ay-sıra sütunundan başlayarak hava sıcaklığı dahil olmak üzere toplam 13 sütun y değişkeni için seçilir. Hava sıcaklığı o yıllardaki ortalama hava sıcaklığı bulunarak yazılmıştır. Daha öncesinde de belirttiğimiz gibi regresyon formülünü kullanabilmek için iki nitel veriye ihtiyaç bulunmaktadır. Bu yüzden ay sıra sütunu nicel verileri nitel verilere çevirmek anlamında 1. Ay 2. Ay ... anlamına gelmektedir. Toplamda 24 aylık bir veri bulunmaktadır. Diğer sütunlar ise Ocak ayından Kasım ayına kadar olan değerleri içermektedir.

Tablo 4.8: Hava sıcaklığının malın satışına etkisi

Ay	Ay-Sıra	O	Ş	M	N	M	H	T	A	E	E	K	Hava Sıcaklığı	Satış
Ocak	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5,7	54
Şubat	2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5,7	66
Mart	3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	7	109
Nisan	4	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	11,1	190
Mayıs	5	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	15,7	395
Haziran	6	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	20,4	375
Temmuz	7	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	22,9	415
Ağustos	8	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	23,1	471
Eylül	9	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	19,8	333
Ekim	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	15,6	99
Kasım	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	11,5	117
Aralık	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	93
Ocak	13	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5,7	66
Şubat	14	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5,7	81
Mart	15	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	7	117
Nisan	16	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	11,1	299
Mayıs	17	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	15,7	330
Haziran	18	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	20,4	303
Temmuz	19	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	22,9	358
Ağustos	20	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	23,1	453
Eylül	21	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	19,8	198
Ekim	22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	15,6	79
Kasım	23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	11,5	67
Aralık	24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	26

Tablo 4.8'deki verilere ve yapılan seçimler sonuç (Özet Çıkışı) gösterilmiştir. Bu sonuçları şu şekilde özetleyebiliriz. Hava sıcaklığın satışa etkisi 26,03017 olarak gözüküyor. Bu demektir ki, hava 1 derece arttığında ortalama 26 tane satış artıyor anlamına gelir.

ÖZET ÇIKIŞI

<i>Regresyon İstatistikleri</i>	
Çoklu R	0,979414
R Kare	0,959253
Ayarlı R Kare	0,823892
Standart Hata	43,31526
Gözlem	24

ANOVA					
	<i>df</i>	<i>SS</i>	<i>MS</i>	<i>F</i>	<i>Anlamlılık F</i>
Regresyon	13	485856,2	37373,55	21,57966	1,42E-05
Fark	11	20638,33	1876,212		
Toplam	24	506494,5			

	<i>Katsayılar</i>	<i>Standart Hata</i>	<i>t Stat</i>	<i>P-değeri</i>	<i>Düşük %95</i>	<i>Yüksek %95</i>	<i>Düşük 95,0%</i>	<i>Yüksek 95,0%</i>
Kesişim	-106,241	57,77336	-1,83893	0,093051	-233,4	20,91694	-233,4	20,91694
Ay-Sıra	-2,36111	1,473615	-1,60226	0,137403	-5,60452	0,882294	-5,60452	0,882294
Ocak	34,39717	49,98192	0,688192	0,505586	-75,6123	144,4066	-75,6123	144,4066
Şubat	50,25828	49,49691	1,015382	0,331737	-58,6837	159,2002	-58,6837	159,2002
Mart	58,28017	46,85184	1,243925	0,239383	-44,84	161,4004	-44,84	161,4004
Nisan	85,41759	41,01241	2,082725	0,061408	-4,85012	175,6853	-4,85012	175,6853
Mayıs	86,03992	38,22006	2,251171	0,045796	1,918124	170,1617	1,918124	170,1617
Haziran	-57,4408	40,20854	-1,42857	0,180902	-145,939	31,05764	-145,939	31,05764
Temmuz	-72,6551	43,05924	-1,68733	0,119657	-167,428	22,11768	-167,428	22,11768
Ağustos	0	0	65535	0	0	0	0	0
Eylül	-108,239	39,44393	-2,74413	0	-195,055	-21,4238	-195,055	-21,4238
Ekim	-173,052	37,5124	-4,61318	0,000749	-255,616	-90,4873	-255,616	-90,4873
Kasım	-60,9667	39,2701	-1,5525	0,148823	-147,4	25,46621	-147,4	25,46621
Hava Sıcaklığı	26,03017	2,894999	8,991425	2,12E-06	19,65832	32,40202	19,65832	32,40202

4.2 PROMOSYON DURUMUNUN MALIN SATIŞINA ETKİSİ

Bir malın satışını etkileyebileceğini düşündüğümüz bir diğer parametre ise promosyondur. Her ürün için aynı durum söz konusu olmayabilir. “Magnum Klasik 100 MI” ürünü için ne etki edip etmediğini regresyon yöntemi ile hesaplayalım. Bunun için öncelikle o yılda promosyona dahil olan ayları bulmamız gerekiyor. 2014 ve 2015 yıllarına ait promosyon durumları Tablo4.9’da gösterilmiştir. Toplamda 24 aylık bir veri mevcuttur. 2 yıl alınmasındaki sebep ise; aynı dönemlerde promosyon olup olmadığının karşılaştırılmasıdır. 2014 ve 2015 yılı içerisinde ayları karşılaştırdığımızda aynı dönemlerde promosyon tanımlandığını gözlemliyoruz.

Tablo 4.9: Promosyon Durumu

AY BAZINDA PROMOSYON DURUMU												
	ocak	şubat	mart	nisan	mayıs	haziran	temmuz	ağustos	eylül	ekim	kasım	aralık
2014	0	1	1	1	0	0	0	1	0	0	0	1
AY BAZINDA PROMOSYON DURUMU												
	ocak	şubat	mart	nisan	mayıs	haziran	temmuz	ağustos	eylül	ekim	kasım	aralık
2015	0	1	1	1	0	0	0	1	0	0	0	1

Tablo4.9’da bulunan “1” değeri, malın o ay promosyonda olduğunu gösterir. “0” değeri ise malın o ay promosyonda olmadığını gösterir. X ve y değişkenlerimizi belirleyebilmemiz için Tablo11 De bulunan promosyon durumları ele alınarak , Tablo4.10’da bulunan veriler hazırlanmıştır. Burada en önemli olan promosyon sütununun ve satış sütununun olmasıdır. Ay-sıra sütunu Ocakta başlar 2. Aralık ayında biter. Yeşil renkli sütun o ayki toplam satış miktarını ifade eder. Excel de regresyon formülünü kullanarak x ve y değişkenleri belirlenir.

Tablo 4.10: Promosyon durumunun malın satışına etkisi

Ay	Ay-Sıra	O	Ş	Mr	N	My	H	T	A	Ey	Ek	K	Promosyon	Satış
Ocak	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	54
Şubat	2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	66
Mart	3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	109
Nisan	4	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	190
Mayıs	5	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	395
Haziran	6	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	375
Temmuz	7	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	415
Ağustos	8	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	471
Eylül	9	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	333
Ekim	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	99
Kasım	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	117
Aralık	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	93
Ocak	13	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	66
Şubat	14	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	81
Mart	15	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	117
Nisan	16	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	299
Mayıs	17	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	330
Haziran	18	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	303
Temmuz	19	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	358
Ağustos	20	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	453
Eylül	21	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	198
Ekim	22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	79
Kasım	23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	67
Aralık	24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	26

Excelde regresyon formülünü uygulayabilmek için x ve y değişkenleri belirlenir. Bu tabloya istinaden x değişkenimiz yeşil renkli olan sütun yani satış miktarlarımızdır. y değişkenimiz ise ay sıra sütunundan başlayarak promosyon sütunu dahil olarak seçilir. Bu seçimlere istinaden regresyon istatistikleri verilmiştir.

<i>Regresyon İstatistikleri</i>	
Çoklu R	0,981456
R Kare	0,963257
Ayarlı R	
Kare	0,91549
Standart	
Hata	43,1397
Gözlem	24

ANOVA

	<i>df</i>	<i>SS</i>	<i>MS</i>	<i>F</i>	<i>Anlamlılık F</i>
Regresyon	13	487884,2	37529,55	20,16597	1,94E-05
Fark	10	18610,33	1861,033		
Toplam	23	506494,5			

	Katsayılar	Standart Hata	t Stat	P-değeri	Düşük %95	Yüksek %95	Düşük 95,0%	Yüksek 95,0%
Kesişim	128	47,42097	2,699228	0,022343	22,33949	233,6605	22,33949	233,6605
Ay-Sıra	-2,36111	1,467642	-1,60878	0,138744	-5,63122	0,909	-5,63122	0,909
O	-51,4722	52,36419	-0,98297	0,348808	-168,147	65,20247	-168,147	65,20247
Ş	-22,6111	47,23893	-0,47865	0,642478	-127,866	82,64379	-127,866	82,64379
M	19,25	46,80375	0,411292	0,689534	-85,0353	123,5353	-85,0353	123,5353
N	166,1111	44,70892	3,715391	0,004006	66,49343	265,7288	66,49343	265,7288
M	260,4722	50,8618	5,121176	0,00045	147,1451	373,7994	147,1451	373,7994
H	252,3333	45,75656	5,514692	0,000256	150,3814	354,2853	150,3814	354,2853
T	289,1944	50,35104	5,743565	0,000187	177,0053	401,3836	177,0053	401,3836
A	393,0556	43,5373	9,028018	4,02E-06	296,0484	490,0627	296,0484	490,0627
E	185,9167	45,11657	4,120806	0,002074	85,39068	286,4427	85,39068	286,4427
E	11,77778	44,99706	0,261746	0,79883	-88,4819	112,0375	-88,4819	112,0375
K	17,13889	44,9252	0,381498	0,710814	-82,9607	117,2385	-82,9607	117,2385
Promosyon	-26	24,90671	-1,0439	0,321112	-81,4956	29,49562	-81,4956	29,49562

Yukarıda çıkan sonucu şu şekilde özetleyebiliriz. Promosyon durumunun satışa etkisi -26 Olarak gözüküyor. Çıkan – sonuçlar etkisi bulunmadığını gösterir. Yani, bu mal için promosyon durumunun herhangi bir etkisi bulunmamaktadır.

Birde mevsimsel olmadığını düşündüğümüz bir mal üzerinde çalışalım: ERIKLI SU 6X1,5 LITRE. İlk önce bir yıllık satışları inceleyelim. Tablo 4.11 de ERIKLI SU 6X1,5 L ay bazında ortalama satış miktarları bulunmaktadır.

Tablo 4.11: Erikli Su 2016 Toplam Satış Miktarı

2016	Ürün Bazında Aylık Toplam Satış Miktarı - 2016 - X MAĞAZASI											
	Ocak	Şubat	Mart	Nisan	Mayıs	Haziran	Temmuz	Ağustos	Eylül	Ekim	Kasım	Aralık
ERIKLI SU 6X1,5 L	506	346	446	480	563	464	275	465	327	514	655	562

Regresyon yöntemi yani x ve y değerlerimizi belirleyebilmemiz için Tablo4.11’de belirtilen satış miktarları ile Tablo4.12 ü hazırlıyoruz. Yeşil sütun satış miktarlarını göstermektedir.

Tablo 4.12: Erikli Su Regresyon

Intercept	Ay-Sıra	Ocak	Şubat	Mart	Nisan	Mayıs	Haziran	Temmuz	Ağustos	Eylül	Ekim	Kasım	Satış
1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	506
1	2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	346
1	3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	446
1	4	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	480
1	5	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	563
1	6	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	464
1	7	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	275
1	8	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	465
1	9	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	327
1	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	514
1	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	655
1	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	562

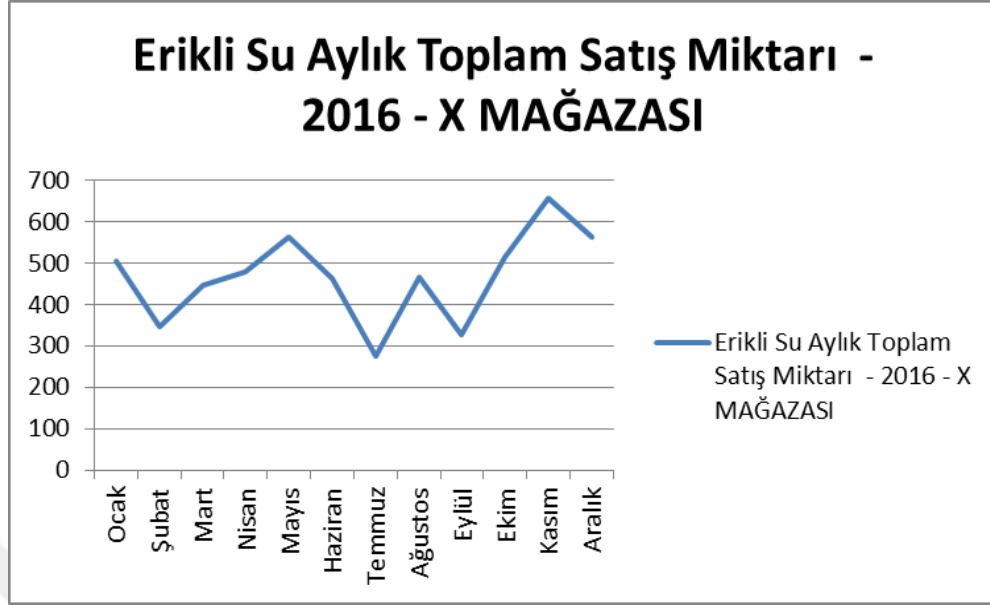
Tablo4.12’de Ay sıra sütunu Ocak ayından başlayarak Aralık ayına kadar olan kısmı ifade etmektedir. Excel De regresyon yapabilmek için öncelikli olarak bu tablonun hazırlanması gerekir. X değişkeni alanına satış sütunu seçilir. Y değişkeni alanına intercept sütunundan başlayarak Kasım sütunu dahil olacak şekilde seçim yapılır. Bu seçimlere istinaden Erikli Su Regresyon Özet Çıkışı Tablo4.13’de gösterilmiştir.

Tablo 4.13: Erikli Su Regresyon Özet Çıktısı

ÖZET ÇIKIŞI							
<i>Regresyon İstatistikleri</i>							
Çoklu R	1						
R Kare	1						
Ayarlı R Kare	65535						
Standart Hata	0						
Gözlem	12						
ANOVA							
	<i>df</i>	<i>SS</i>	<i>MS</i>				
Regresyon	13	129042,9	9926,378				
Fark	0	0	65535				
Toplam	13	129042,9					
	<i>Katsayılar</i>	<i>Standart Hata</i>	<i>t Stat</i>	<i>Düşük %95</i>	<i>Yüksek %95</i>	<i>Düşük 95,0%</i>	<i>Yüksek 95,0%</i>
Kesişim	500,9091	0	65535	500,9091	500,9091	500,9091	500,9091
Intercept	0	0	65535	0	0	0	0
Ay-Sıra	5,090909	0	65535	5,090909	5,090909	5,090909	5,090909
Ocak	0	0	65535	0	0	0	0
Şubat	-165,091	0	65535	-165,091	-165,091	-165,091	-165,091
Mart	-70,1818	0	65535	-70,1818	-70,1818	-70,1818	-70,1818
Nisan	-41,2727	0	65535	-41,2727	-41,2727	-41,2727	-41,2727
Mayıs	36,63636	0	65535	36,63636	36,63636	36,63636	36,63636
Haziran	-67,4545	0	65535	-67,4545	-67,4545	-67,4545	-67,4545
Temmuz	-261,545	0	65535	-261,545	-261,545	-261,545	-261,545
Ağustos	-76,6364	0	65535	-76,6364	-76,6364	-76,6364	-76,6364
Eylül	-219,727	0	65535	-219,727	-219,727	-219,727	-219,727
Ekim	-37,8182	0	65535	-37,8182	-37,8182	-37,8182	-37,8182
Kasım	98,09091	0	65535	98,09091	98,09091	98,09091	98,09091

Şekil4.11’de Erikli Su 2016 yılına ait aylık toplam satış miktarlarının grafiği verilmiştir. Ocak ayında 500’ e ulaşan satış miktarı Şubat ayında 300’ lere düşmüştür. Bu artış ve azalış yılsonuna kadar seyretmektedir. Erikli su regresyon özet çıktısında Intercept 0 çıkmıştır. Bu verilere göre Erikli ürününün mevsimden çok fazla etkilenmediğini söyleyebiliriz.

Şekil 4.11: Erikli Su Aylık Toplam Satış Miktarı - 2016 - X Mağazası



Sürekli olarak artış ve azalışlar mevcuttur. Mevsimsel bir durum söz konusu değildir. Şekil 4.11’de Ekim Kasım Aralık aylarında artış gözükürken Temmuz ve Eylül aylarında biz azalış mevcuttur.

Tablo 4.14: Erikli Su Promosyon Durumu

Ay-Sıra	Ocak	Şubat	Mart	Nisan	Mayıs	Haziran	Temmuz	Ağustos	Eylül	Ekim	Kasım	promosyon	Satış
1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	506
2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	346
3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	446
4	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	480
5	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	563
6	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	464
7	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	275
8	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	465
9	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	327
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	514
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	655
12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	562

Erikli su ürününün promosyon durumundan ne kadar etkilendiğini bulabilmek için yeni bir kolon eklenerek Tablo4.14 da görüldüğü gibi yeniden düzenlenmiştir. Tablo4.14’ da ait verilerin regresyon sonucunu bulabilmek için x ve y değişkenleri tanımlanmalıdır. Burada x satış sütunu y ise ay sıra sütunundan başlayarak promosyon sütunu dahil olacak şekilde seçilir. Bu tabloya istinaden özet çıkışı aşağıdaki gibidir. En altta

bulunan promosyon değeri 114 çıkmıştır. Bu demektir ki; promosyon olan aylarda ortalama 114 adet satış miktarı artmaktadır.

Tablo 4.15 Erikli Su Promosyon Etkisi Regresyon Özet Çıkışı

ÖZET ÇIKIŞI							
<i>Regresyon İstatistikleri</i>							
Çoklu R	1						
R Kare	1						
Ayarlı R Kare	65535						
Standart Hata	0						
Gözlem	12						
ANOVA							
	<i>df</i>	<i>SS</i>	<i>MS</i>				
Regresyon	14	129042,9	9217,351				
Fark	0	0	65535				
Toplam	14	129042,9					
	<i>Katsayılar</i>	<i>Standart Hata</i>	<i>t Stat</i>	<i>Düşük %95</i>	<i>Yüksek %95</i>	<i>Düşük 95,0%</i>	<i>Yüksek 95,0%</i>
Kesişim	302,8	0	65535	302,8	302,8	302,8	302,8
Intercept	0	0	65535	0	0	0	0
Ay-Sıra	21,6	0	65535	21,6	21,6	21,6	21,6
Ocak	67	0	65535	67	67	67	67
Şubat	0	0	65535	0	0	0	0
Mart	78,4	0	65535	78,4	78,4	78,4	78,4
Nisan	90,8	0	65535	90,8	90,8	90,8	90,8
Mayıs	37,6	0	65535	37,6	37,6	37,6	37,6
Haziran	31,6	0	65535	31,6	31,6	31,6	31,6
Temmuz	-179	0	65535	-179	-179	-179	-179
Ağustos	-10,6	0	65535	-10,6	-10,6	-10,6	-10,6
Eylül	-170,2	0	65535	-170,2	-170,2	-170,2	-170,2
Ekim	-4,8	0	65535	-4,8	-4,8	-4,8	-4,8
Kasım	0	0	65535	0	0	0	0
promosyon	114,6	0	65535	114,6	114,6	114,6	114,6

5. TARTIŞMA VE SONUÇ

Bu tez çalışması ile geleceği tahmin ederek işletmenin içinde bulunduğu belirsizlikleri en alt seviyeye indirip, büyüme ve gelişmeye yardımcı olarak toplam maliyetlerin azaltılması hedeflenmiştir.

Gelecekteki belirli bir tarih aralığı için birden fazla ürünün sipariş düzeyinin saptanması olayı sipariş öngörüsüdür. Bu sebeple sipariş öngörüsü de sonuçta bir öngördür. Ama bazı özel kuralların kullanılması ile sıradan bir tahminden öte, bir yöntemdir. Sipariş tahminlerinin bilimsel bir çalışma olduğunu söyleyebiliriz. Siparişler aynı zamanda satışlar olacağı için sipariş tahmini yerine satış tahmini de diyebiliriz. Sipariş öngörülere, işletmenin üretim seviyesinin saptanmasında temel oluşturmaktadır. Hangi malın üretileceği, tüketicilerin bu maldan ne kadar isteyeceği ve bu talebin çoğunlukla hangi zaman diliminde gerçekleşme olasılığı talep tahminleri ile yorumlanmaktadır.

Bulgular bölümünde elde edilen sonuçlara göre her mal sipariş verilirken farklı bir parametreden etkilenmektedir. Bir sipariş tahmin sistemi için mağazada bulunan tüm mallar için genel bir analiz yapıldıktan sonra bu malların etkilendikleri parametrelere göre gruplandırılmalı ve buna istinaden sipariş verilmelidir. Örneğin; tüm ürünler mevsimsel değildir, veya tüm ürünler promosyona girmeyebilir.

Bu tez çalışmasında sipariş tahmininde bulunabilmesi için farklı yöntemler incelenmiştir. Bir malın satışında neyin etkili olduğu araştırılmıştır. Bu etkili olabilecek parametreler; geçen yılki satış miktarları, hava durumu ve promosyon durumları olarak belirlenmiştir. Bu parametrelerin ne kadar oranla etkili olduğunu hesaplayabilmek için, en doğru yöntemin Regresyon yöntemi olduğuna karar verilerek, bu yöntem ile en doğru sonuç vermeye çalışılmıştır. Bu sonuçlara göre örnek alınan magnum ürününün hava durumundan etkilenirken, erikli su ürününün promosyon durumundan etkilendiği sonucuna varılmıştır. Regresyon yöntemi ile hesaplamada 2014 ve 2015 satış verileri ele alınıp 2016 yılı tahmin edilmiştir. Gerçek 2016 verisi ile elde ettiğimiz veriler karşılaştırılmıştır. Bu yöntem ile yaz aylarını doğru tahmin edebilmişken kış ayları doğru tahmin edilemediği görülmüştür. Eriklı ürününde ise, 2016 satış miktarları ele

alınmıştır. Erikli ürününün mevsimden daha çok promosyondan etkilendiği görülmüştür. Müşterilerin su tercihi yaparken en uygun olanı almaya yöneldiğini, Erikli Suyun diğerlerinden pahalı olduğunu ve reyonlarda ilk tercih olmadığını, promosyona girdiği aylarda daha çok satıldığını söyleyebiliriz. Bu sonuçlara istinaden her ürünün satışının etkilendiği parametre diğerinden farklıdır. Ürünlere ön sipariş verilebilmesi için öncelikli eldeki stok miktarı da baz alınıp, mağazada bulunan tüm malların etkilendikleri parametreler göz önünde bulundurularak buna istinaden sipariş verilmelidir.



KAYNAKÇA

Kitaplar

Geleceđi Tahmin Yöntemleri / ÖZMUCUR , Süleyman.

Üretim Planlama ve Kontrol / Tanyaş, Mehmet ; Murat Baskak.

Üretim Planlama ve Kontrol / YENERSOY, Gönül

Üretim Planlama ve Kontrol / MIZE / WHITE / BROOKS

Üretim Yönetimi / KOBU, Bülent



Diğer Yayınlar

Agrawal, D., Schorling, C., 1996. Market share forecasting: an empirical comparison of artificial neural networks and multinomial logistic model. *J. Retail.* 72(4), 383–408.

Alon, I., 1997. Forecasting aggregate retail sales: the Winters' model revisited. In: Goodale, J. C. (Ed.), *The 1997 Annual Proceedings. Midwest Decision Science Institute*, pp. 234–236.
Alon, I., Qi, M., Sadowski, R.

Alon, I., Qi, M., Sadowski, R. J., 2001. Forecasting aggregate retail sales: a comparison of artificial neural networks and traditional methods. *J. Retail. Consum Serv* 8 (3), 147–156.

ALON, Ilan., QI, Min., SADOWSKI, Robert J. (2001). Forecasting Aggregate Retail Sales: A Comparison of Artificial Neural Networks and Traditional Methods, *Journal of Retailing and Consumer Services*, 8(3).

Chopra, S., Meindl, P. *Supply Chain Management*, Pearson Education, 2009.

Forecasting Aggregate Retail Sales: The case of South Africa, *Elsevier International Journal of Production Economics*

Forecasting Intermittent Demand for Service Parts Inventories, *International Journal of Forecasting*, 20(3).

http://gerardnico.com/wiki/data_mining/shrinkage

(Erişim Tarihi: 25.03.2017)

<https://onlinecourses.science.psu.edu/stat857/node/155>

(Erişim Tarihi: 25.03.2017)

<https://www.analyticsvidhya.com/blog/2015/08/comprehensive-guide-regression/>

(Erişim Tarihi: 07.03.2017)

İstatiksel Tahmin Yöntemleri: Yapay Sinir Ağları Metodu İle Ürün Talep Tahmini Uygulaması, Mehmet Karahan

Nahmias, S.. *Production and Operations Analysis*, McGraw Hill, 2009.

Robotics & Computer-Integrated Manufacturing. Aug 2015, Vol. 34, p151-163. 13p.]

Sezonsal Ürünler İçin Talep Bilgisi Güncelleme ve Kapasite Kısıtı Altında Sipariş Zamanlaması, Ece Zeliha Demirci, Yüksek Lisans Tezi

The Impact of Automatic Store Replenishment Systems on Retail, Prof. Dr. Daniel Corsten and Prof. Fritz Fahrni, PhD Dissertation no. 3123

Winston, W.L., Operations Research Applications and Algorithms, Indian University, 2004.



ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı: Sevilay ALKAN KARABİLEN

Sürekli Adresi: İçerenköy mah. Meskenler Girişi sok. No:2 Ali Şekerci Apt. Kat:1
Daire:3 Ataşehir

Doğum Yeri ve Yılı: İstanbul/Kadıköy 05.11.1991

E-mail: sevilayalkankarabilen@gmail.com

Yabancı Dili: İngilizce

İlk Öğretim: Hasan Leyli İlköğretim Okulu

Orta Öğretim: Dilek Sabancı Ticaret Meslek Lisesi

Ön Lisans: Beykoz Lojistik MYO

Lisans: Anadolu Üniversitesi – İşletme

Yüksek Lisans: Bahçeşehir Üniversitesi – 2015 -

Enstitü Adı: Fen Bilimleri Fakültesi

Program Adı: Bilgi Teknolojileri

Çalışma Hayatı:

- **Migros Genel Müdürlük Ticaret A.Ş.**

01.12.2010 – Bilgi Teknolojileri / BT Operasyonları / **Bilgi Sistemleri Uzmanı**

- **Migros Genel Müdürlük Ticaret A.Ş.**

TEMMUZ–AĞUSTOS dönemi Üniversite Stajı - Bilgi Teknolojileri / Uygulama ve Çözüm Geliştirme

- **Uphill Migros Satış Mağazası**

07.07.2009 – 01.12.2010 Part Time Kasiyer - Danışma

- **Migros Genel Müdürlük Ticaret A.Ş.**

08.09.2008 - 10.06.2009 Lise stajı - Bilgi Teknolojileri / Mağaza Otomasyon

- **Bilen Bilgisayar Ve Güvenlik Sistemleri San. Tic. Ltd. Şti.**

10.06.2007 –05.09.2008

Satış destek, teknik servis

KURS VE SERTİFİKALAR

Şampiyon Dershanesi	İngilizce Sertifikası
Şirket İçi Eğitim	SQL eğitimi (Migros Genel Müdürlük)
1TC EĞİTİM	Katılım Sertifikası
Oracle (CEM ZORBA)	Introduction to SQL Ed 1
Oracle (CEM ZORBA)	Program With PL/SQL Ed 1
BURTEÇİN ZOĞA (Şirket İçi Eğitim)	Doğru ve Etkili Konuşma
UK Eğitim & Danışmanlık - Dr. Umut Köksal	Zor İnsanlarla Başa Çıkma Eğitimi
Şirket İçi Eğitim (Migros)	Bilgi Güvenliği ve Farkındalık Eğitimi
ORACLE (CEM ZORBA)	Oracle Database 11g: Advanced PL/SQL Ed 2 PRV 20-22-MAY-15
UK Eğitim & Danışmanlık - Dr. Umut Köksal	Stres Yönetimi
ZeruOne - Migros	Excel'de Yönetim Raporlama Teknikleri 20-21 Şubat 2016

