

R Programlama

Muhammed Fatih Tüzen

İçindekiler

Önsöz	5
R Programlama Hakkında	6
R Programı ile Neler Yapılabilir	6
R Programlama ile ilgili Faydalı Kaynaklar	7
R ve RStudio'nun Bilgisayara Kurulması	8
R Studio Kişiselleştirme	11
I R Programlamaya Giriş	13
1 Temel Fonksiyonlar	16
1.1 Çalışma Dizini	16
1.2 Yardımcı Bilgiler	16
1.3 Atama Operatörü	18
1.4 Matematiksel Operatörler	19
1.5 Mantıksal Operatörler	21
2 Veri Tipleri ve Yapıları	23
2.1 Vektörler	25
2.2 Matrisler	32
2.3 Listeler	38
2.4 dataframe	41
2.5 tibble	50
2.6 Faktörler	51
3 Fonksiyonlar	54
4 Kontrol İfadeleri	57
4.1 if-else	57
4.2 Döngüler	58
5 Tarih ve Zaman İşlemleri	63
6 Metin İşlemleri	72

7 Apply Ailesi	75
8 Verilerin İçe ve Dışa Aktarılması	83
Veri Manipulasyonu	87
select	89
arrange	94
filter	95
mutate	97
rename	102
count	104
group_by ve summarize	106
case when	113
reshaping	114
join	117
Keşifçi Veri Analizi	120
Veri ile Tanışma	121
Sürekli Değişkenler	124
Kategorik Değişkenler	134
Zaman Serileri	141
ggplot2 ile Veri Görselleştirme	150
Saçılım Grafikleri	151
Zaman Serisi Grafikleri	161
Sütun Grafikleri	173
Dağılım Grafikleri	180
Grafiklerin Kaydedilmesi	188
Veri Ön İşleme	189
Eksik Veriler	189
İmputasyon	192
Aykırı Değer Analizi	199
Minumum ve Maximum	199
Histogram	200
Boxplot	200
Yüzdelikler (Percentiles)	203
Z-Skor Yöntemi	204
Veri Normalleştirme	206
R ile Temel İstatistik	212
Merkezi Eğilim Ölçüleri	212
Aritmetik Ortalama	212
Geometrik Ortalama	213

Medyan (Ortanca)	214
Mod (Tepe değeri)	215
Çeyreklikler	217
Dağılım Ölçüleri	219
Değişim Aralığı (Açıklık)	219
Çeyrekler Arası Genişlik	220
Varyans ve Standart Sapma	220
Değişim Katsayısı	221
Çarpıklık ve Basıklık	222
İlişki Ölçüleri	227
Kovaryans	228
Korelasyon	228
Kontenjans Katsayısı	231
Doğrusal Regresyon	234

Önsöz

R programlama dili, veri bilimi dünyasında vazgeçilmez bir araç haline geldi. Bu kitap, veri manipülasyonundan görselleştirmeye, keşifçi veri analizinden temel istatistik konularına kadar geniş bir yelpazede R dilini kullanarak veri analizi becerilerinizi güçlendirmenize odaklanıyor.

Kitabımız, R programlama dilini temel seviyeden başlayarak adım adım öğrenmek isteyen herkes için tasarlandı. İlk bölümlerde R dilinin temellerini kavrayacak ve dplyr gibi güçlü paketler aracılığıyla veri manipülasyonunun inceliklerini keşfedeceksiniz. Veri analizinin görselleştirme aşamasında ggplot2 paketiyle nasıl etkileyici grafikler oluşturabileceğinizi adım adım öğrenecek ve veri setlerinizin hikayesini çarpıcı görsellerle anlatacaksınız.

Kitabımız, keşifçi veri analizi sürecinde size rehberlik ederken, veri işleme tekniklerini ve önemli istatistik kavramlarını pratik örneklerle ele alacak. Temel istatistik kolları üzerine odaklanarak, veri setlerinizdeki deseni anlamak ve çözümlmek için gerekli araçları edineceksiniz. Ayrıca doğrusal regresyon gibi önemli modelleme tekniklerini R dilinde nasıl uygulayabileceğinizi adım adım öğreneceksiniz.

Bu kitabın amacı, R programlama dilini veri analizi süreçlerinizde güvenle kullanmanıza yardımcı olmak ve veri odaklı kararlar almanızı desteklemektir. Bilgi birikiminizi genişletirken öğrendiklerinizi uygulamaya dökme şansına sahip olacaksınız. Umarım bu kitap, veri analizi yolculuğunuzda size rehberlik eder ve R dilini kullanarak veriyle olan etkileşiminizi daha da derinleştirir.

R Programlama Hakkında

R programlama, veri analizi, istatistiksel ve ekonometrik hesaplamalar, veri görselleştirme ve veri madenciliği gibi istatistiksel ve veri analitiği işlemleri için kullanılan bir programlama dilidir. İlk olarak 1990 yılında Ross Ihaka ve Robert Gentleman tarafından geliştirilmeye başlanmıştır ve o zamandan bu yana istatistiksel analiz alanında çok popüler bir araç haline gelmiştir. Yazılım ismini yazarların isimlerinin baş harflerinden almaktadır.

R Programı ile Neler Yapılabilir

R, açık kaynaklı bir programlama dili ve yazılım ortamıdır, bu da onu geniş bir kullanıcı topluluğu tarafından desteklenen ve geliştirilen bir platform yapar. R ile yapılabilecek başlıca işler şunlardır:

1. **Veri Analizi:** R, veri çerçeveleri ve veri setleri üzerinde işlem yapmak için bir dizi fonksiyon ve araç sunar. Veri temizleme, dönüştürme, özeti alma ve analiz etme işlemleri R ile kolayca gerçekleştirilebilir.
2. **Veri Görselleştirme:** R, ggplot2 gibi grafik paketleri ile verilerinizi görselleştirmenize olanak tanır. Çeşitli grafik türleri (çizgi grafikleri, sütun grafikleri, dağılım grafikleri vb.) oluşturabilirsiniz.
3. **İstatistiksel Analiz:** R, istatistiksel modelleri oluşturmak, hipotez testleri yapmak ve regresyon analizi gibi istatistiksel analizler gerçekleştirmek için zengin bir araç seti sunar. Ayrıca zaman serisi analizi ve kümeleme gibi konularda da kullanılır.
4. **Veri Madenciliği:** R, veri madenciliği uygulamaları için kullanılabilir. Makine öğrenimi algoritmaları uygulamak ve veri madenciliği projeleri geliştirmek için paketler içerir.
5. **Raporlama:** R Markdown kullanarak veri analizi ve sonuçlarını raporlama için kullanılır. Bu, anlamlı ve formatlı raporlar oluşturmanıza yardımcı olur.
6. **Paketler ve Genişletilebilirlik:** R, kullanıcıların işlevselliği genişletmek için paketler ekleyebileceği bir sistem sunar. CRAN (Comprehensive R Archive Network) gibi kaynaklar, binlerce paketi içeren bir depo sağlar.

Not

R programlama özellikle istatistik, veri bilimi ve akademik arařtırmalar alanlarında çok kullanılır, ancak endüstriyel uygulamalarda da giderek daha fazla kullanılmaktadır. R'nin açık kaynaklı olması ve geniş bir kullanıcı topluluğuna sahip olması, bu dilin popülerliğini artırmıştır. R ile çalışmak için temel programlama bilgisine sahip olmak yararlı olacaktır, ancak öğrenmesi oldukça erişilebilir bir dildir ve çevrimiçi kaynaklar ve kurslar mevcuttur.

R Programlama ile ilgili Faydalı Kaynaklar

R programlamayı öğrenmek ve geliřtirmek için bir dizi faydalı kaynak bulunmaktadır. R programlamaya başlamak veya ilerlemek için kullanabileceğiniz bazı kaynaklar:

1. **Resmi R Web Sitesi:** R'nin resmi web sitesi (<https://www.r-project.org/>) R programlamaya başlamak için temel kaynaktır. Burada R'nin indirilmesi, kurulumu ve temel belgelendirme bilgilerine erişebilirsiniz.
2. **RStudio:** R programlama için yaygın olarak kullanılan RStudio IDE'si (Entegre Geliřtirme Ortamı), R kodlarını yazmak, çalıştırmak ve yönetmek için güçlü bir araçtır. RStudio'nun resmi web sitesi (<https://www.rstudio.com/>) RStudio'nun indirilmesi ve kullanımı hakkında bilgi sunar.
3. **R Dersleri ve Kurslar:** İnternette birçok ücretsiz R dersi ve kursu bulabilirsiniz. Coursera, edX, Udemy ve DataCamp gibi platformlar, R programlamayı öğrenmek için çeşitli kurslar sunmaktadır.
4. **R Belgeleri:** R'nin resmi belgeleme (<https://cran.r-project.org/manuals.html>) kaynakları, R dilinin temellerini ve paketlerini öğrenmek için çok faydalıdır. R'deki komutlar ve fonksiyonlar hakkında ayrıntılı bilgi içerirler.
5. **Kitaplar:** R programlamayı öğrenmek için yazılmış birçok kitap bulunmaktadır. Örnek olarak, “R Graphics Cookbook” (Hadley Wickham), “R for Data Science” (Hadley Wickham ve Garrett Golemund), “Advanced R” (Hadley Wickham) gibi kitaplar önerilebilir.
6. **Stack Overflow:** Programlama sorunları ve hatalarıyla karşılaştığınızda, Stack Overflow gibi forumlarda R ile ilgili sorular sormak ve cevaplamak için topluluktan yardım alabilirsiniz.
7. **GitHub:** R ile ilgili açık kaynaklı projeleri incelemek ve kendi projelerinizi paylaşmak için GitHub gibi platformları kullanabilirsiniz. GitHub'da R kodlarını içeren birçok depo bulunmaktadır.

8. **Bloglar ve Videolar:** R ile ilgili bloglar ve YouTube kanalları, öğrenmek ve güncel kalmak için harika kaynaklardır. RStudio Blog (<https://blog.rstudio.com/>) ve YouTube’da R ile ilgili videoları bulabileceğiniz RStudio’nun resmi kanalı bunlara örnektir.

Tavsiye

R programlamayı öğrenmek ve geliştirmek için sürekli olarak yeni kaynaklar ve materyaller üretilmektedir. İhtiyacınıza ve seviyenize uygun kaynakları seçmek için zaman ayırın ve kendi hızınıza göre öğrenmeye devam edin.

R ve RStudio’nun Bilgisayara Kurulması

R’ın internet sitesinden işletim sisteminize uygun programı indirip kurabilirsiniz. Linux, Mac OS ve Windows işletim sistemleri için sürümleri mevcuttur.

Windows İşletim Sistemi İçin R Kurulumu

1. R programını indirmek için R resmi web sitesini ziyaret edin: <https://cran.r-project.org/>
2. Sayfanın üst kısmında “**Download R for Windows**” başlığını bulun ve tıklayın.

The Comprehensive R Archive Network

Download and Install R

Precompiled binary distributions of the base system and contributed packages, **Windows and Mac** users most likely want one of these versions of R:

- [Download R for Linux \(Debian, Fedora/Redhat, Ubuntu\)](#)
- [Download R for macOS](#)
- [Download R for Windows](#)

R is part of many Linux distributions, you should check with your Linux package management system in addition to the link above.

Source Code for all Platforms

Windows and Mac users most likely want to download the precompiled binaries listed in the upper box, not the source code. The sources have to be compiled before you can use them. If you do not know what this means, you probably do not want to do it!

- The latest release (2023-06-16, Beagle Scouts) [R-4.3.1.tar.gz](#), read [what's new](#) in the latest version.
- Sources of [R alpha and beta releases](#) (daily snapshots, created only in time periods before a planned release).
- Daily snapshots of current patched and development versions are [available here](#). Please read about [new features and bug fixes](#) before filing corresponding feature requests or bug reports.
- Source code of older versions of R is [available here](#).
- Contributed extension [packages](#)

Questions About R

- If you have questions about R like how to download and install the software, or what the license terms are, please read our [answers to frequently asked questions](#) before you send an email.

3. İndirilen sayfada “base” sekmesine tıklayın.

R for Windows

Subdirectories:

base	Binaries for base distribution. This is what you want to install R for the first time .
contrib	Binaries of contributed CRAN packages (for R >= 3.4.x).
old contrib	Binaries of contributed CRAN packages for outdated versions of R (for R < 3.4.x).
Rtools	Tools to build R and R packages. This is what you want to build your own packages on Windows, or to build R itself.

Please do not submit binaries to CRAN. Package developers might want to contact Uwe Ligges directly in case of questions / suggestions related to Windows binaries.

You may also want to read the [R FAQ](#) and [R for Windows FAQ](#).

Note: CRAN does some checks on these binaries for viruses, but cannot give guarantees. Use the normal precautions with downloaded executables.

4. Açılan sayfada “Download R 4.3.1 for Windows” linkine tıklayın ve dosyayı indirin.

R-4.3.1 for Windows

[Download R-4.3.1 for Windows](#) (79 megabytes, 64 bit)

[README on the Windows binary distribution](#)
[New features in this version](#)

This build requires UCRT, which is part of Windows since Windows 10 and Windows Server 2016. On older systems, UCRT has to be installed manually from [here](#).

If you want to double-check that the package you have downloaded matches the package distributed by CRAN, you can compare the [md5sum](#) of the .exe to the [fingerprint](#) on the master server.

Frequently asked questions

- [Does R run under my version of Windows?](#)
- [How do I update packages in my previous version of R?](#)

Please see the [R FAQ](#) for general information about R and the [R Windows FAQ](#) for Windows-specific information.

Other builds

- Patches to this release are incorporated in the [r-patched snapshot build](#).
- A build of the development version (which will eventually become the next major release of R) is available in the [r-devel snapshot build](#).
- [Previous releases](#)

Note to webmasters: A stable link which will redirect to the current Windows binary release is [<CRAN-MIRROR>/bin/windows/base/release.html](#).

Last change: 2023-06-16

Dikkat

Sayfayı ziyaret ettiğiniz tarihlerde farklı sürümlerin olabileceğine dikkat edin. Örneğin ileri bir tarihte bu sayfayı ziyaret ettiğinizde R programının yeni sürümü ile karşılaşabilirsiniz. O yüzden sürüm bilgisi değişiklik gösterebilir.

5. İndirilen dosyayı çift tıklayarak çalıştırın ve yükleyiciyi başlatın.
6. Yükleyici, R'nin temel sürümünü yüklemek için sizi yönlendirecektir. Varsayılan ayarları genellikle kabul edebilirsiniz.
7. Kurulum tamamlandığında, R'yi çalıştırmak için masaüstünüzde veya Başlat menüsünde “R” simgesini bulabilirsiniz.

Windows İşletim Sistemi İçin R Studio Kurulumu

R editörü grafiksel bir arayüz olmayıp eski tip bir yazılım konsoludur. **R Studio**, R programlama dili için geliştirilmiş entegre bir geliştirme ortamı (IDE) ve arayüzüdür. R Studio, R kodlarını daha verimli bir şekilde yazmanıza, çalıştırmanıza ve yönetmenize olanak tanıyan daha modern ve kullanışlı bir arayüz sunmaktadır. Ayrıca veri analizi, görselleştirme ve raporlama işlemleri için güçlü bir platform sunar. R Studio, açık kaynak bir projedir ve ücretsiz olarak kullanılabilir.

R Studio'nun kurulumu aşağıdaki adımlarla gerçekleştirilebilir:

1. R Studio'nun en son sürümünü indirmek için aşağıdaki bağlantıyı kullanın: <https://www.rstudio.com/products/rstudio/download/>
2. Sayfada “**Download RStudio Desktop for Windows**” kısmına tıklayın ve indirmeyi başlatın.

POSIT PRODUCTS SOLUTIONS LEARN & SUPPORT EXPLORE MORE PRICING

DOWNLOAD

RStudio Desktop

Used by millions of people weekly, the RStudio integrated development environment (IDE) is a set of tools built to help you be more productive with R and Python.

Don't want to download or install anything? Get started with RStudio on [Posit Cloud for free](#). If you're a professional data scientist looking to download RStudio and also need common enterprise features, don't hesitate to [book a call with us](#).

1: Install R

RStudio requires R 3.3.0+. Choose a version of R that matches your computer's operating system.

DOWNLOAD AND INSTALL R

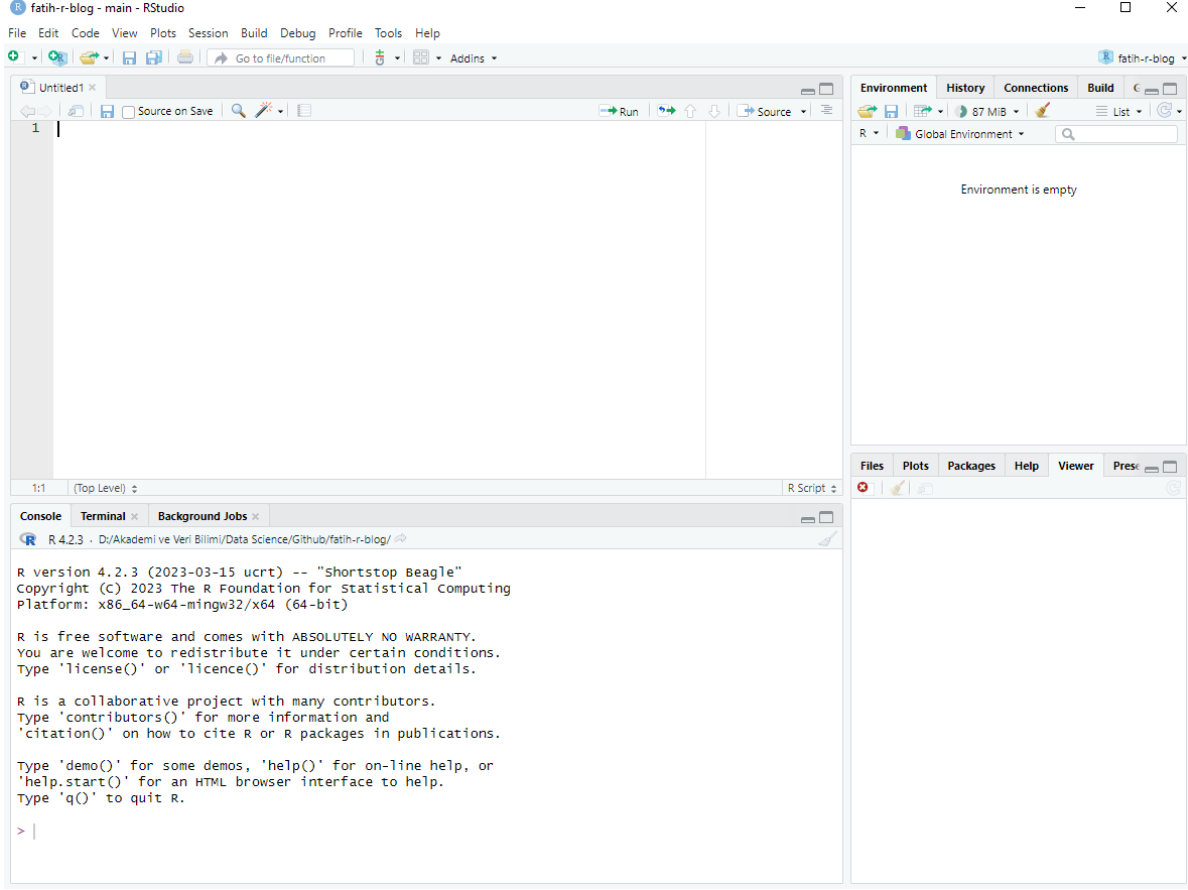
2: Install RStudio

DOWNLOAD RSTUDIO DESKTOP FOR WINDOWS

Size: 212.78 MB | SHA-256: BCF6B866 | Version: 2023.06.2+561 | Released: 2023-08-30

3. İndirilen dosyayı çift tıklayarak çalıştırın ve kurulumu başlatın. Kurulum sırasında varsayılan ayarları genellikle kabul edebilirsiniz.
4. Kurulum tamamlandığında, R Studio'yu başlatmak için masaüstünüzde veya Başlat menüsünde “**RStudio**” simgesini bulabilirsiniz.

R Studio Kişiselleştirme



RStudio, kullanıcıların ihtiyaçlarına göre kişiselleştirilebilen bir entegre geliştirme ortamı (IDE) sunar. RStudio'yu kişiselleştirmek için aşağıdaki yolları kullanabilirsiniz:

1. **R Studio Arayüzündeki Alanları Değiştirme:** Resimde görüldüğü gibi yeni bir R Script açıldığında arayüzde 4 farklı alan görülmektedir. Bu alanlar isteğe göre yer değiştirilebilmektedir. Bunun için **“Tools”** (Araçlar) menüsünden **“Global Options”** (Genel Ayarlar) sekmesi açılır. Buradan **“Pane Layout”** kısmından istenilen ayarlar yapılabilir.
2. **Temayı ve Editör Stilini Değiştirme:** RStudio'nun görünümünü değiştirmek için birçok tema ve editör stilini seçebilirsiniz. Bu, yazılım geliştirme ortamınızın daha hoş veya kullanışlı olmasını sağlar. **“Tools”** (Araçlar) menüsünden **“Global Options”** (Genel Ayarlar) sekmesini seçerek bu ayarları değiştirebilirsiniz.
3. **Klavye Kısayollarını Kişiselleştirme:** RStudio'da kullanılan klavye kısayollarını özelleştirebilirsiniz. **“Tools”** (Araçlar) menüsünden **“Modify Keyboard Shortcuts”**

(Klavye Kısayollarını Düzenle) seçeneğini kullanarak klavye kısayollarını tanımlayabilir veya değiştirebilirsiniz.

4. **Eklentileri ve Paketleri Kullanma:** RStudio, kullanıcıların işlevselliği genişletmek için eklentileri ve R paketlerini kullanmalarını sağlar. Bu paketler, kod otomatik tamamlama, kod görselleştirme, proje yönetimi gibi birçok işlemi kolaylaştırabilir. R Studio’nun sol üst köşesindeki “**Tools**” (Araçlar) menüsünden “**Install Packages**” (Paketleri Yükle) seçeneği ile yeni paketleri yükleyebilirsiniz.
5. **R Markdown Belgelerini Özelleştirme:** R Markdown belgeleri, raporlar ve belgeler oluşturmak için kullanılır. Bu belgeleri kişiselleştirebilirsiniz. R Markdown belgelerinin başlık, stil, tablo düzeni ve grafikler gibi birçok yönünü özelleştirebilirsiniz.
6. **Proje Ayarlarını Yapılandırma:** RStudio’da projeler kullanmak, projelerinizi daha düzenli ve etkili bir şekilde yönetmenize yardımcı olabilir. “File” (Dosya) menüsünden “New Project” (Yeni Proje) seçeneği ile yeni projeler oluşturabilir ve projelerinizi kişiselleştirebilirsiniz.
7. **Kod Tarayıcı ve Çalışma Ortamını Özelleştirme:** RStudio’nun sağ tarafında bulunan “**Environment**” (Çalışma Ortamı) ve “**Files**” (Dosyalar) sekmelerini özelleştirebilirsiniz. Bu sekmeleri dilediğiniz gibi düzenleyebilirsiniz.
8. **Addins Kullanma:** RStudio’nun “Addins” (Eklentiler) menüsü, kullanıcıların özel işlevleri ekleyebileceği bir bölümdür. Bu sayede belirli işlemleri hızlıca gerçekleştirebilirsiniz.

RStudio’nun bu kişiselleştirme seçenekleri, kullanıcıların kendi ihtiyaçlarına ve tercihlerine göre IDE’yi özelleştirmelerine olanak tanır. Bu şekilde, RStudio’yu daha verimli ve kişiselleştirilmiş bir şekilde kullanabilirsiniz. RStudio’nun ana bileşenleri ve temel özellikleri ise şunlardır:

1. **Script Editörü:** RStudio’nun sol üst kısmında yer alan bu bölüm, R kodlarını yazmak, düzenlemek ve çalıştırmak için kullanılır. Renk vurguları, otomatik tamamlama ve hata işaretleme gibi birçok yazılım geliştirme özelliği içerir.
2. **Environment (Çalışma Ortamı) :** Sağ üst köşede bulunan “Çalışma Ortamı” sekmesi, çalışan nesneleri ve değişkenleri görüntülemenizi sağlar. “Files” sekmesi ise projenizdeki dosyaları ve klasörleri görüntülemenize yardımcı olur.
3. **Console:** Alt sol köşede bulunan bu bölüm, R kodlarını anlık olarak çalıştırmanıza ve sonuçları görmesinize olanak tanır. R komutlarını doğrudan konsola yazabilir ve çalıştırabilirsiniz.
4. **Diğer Sekmeler :** RStudio, çeşitli grafikler ve görselleştirmeler oluşturmanıza olanak tanır. R koduyla çizilen grafikler, “**Plots**” sekmesinde görüntülenir. Bunu yanı sıra “**Help**” kısmında fonksiyonlar ile ilgili bilgi alınabilir, “**Packages**” kısmından ise paket yükleme vb. işler yapılabilir.

Part I

R Programlamaya Giriş

R kodunun çalıştırılması oldukça basittir ve R Studio gibi entegre geliştirme ortamları (IDE'ler) kullanırken daha da kolaylaşır. R kodunu çalıştırmak için temel adımlar:

1. **R Studio'yu Açın:** İlk adım, R Studio veya başka bir R IDE'sini açmaktır.

2. **Yeni Bir script oluşturun veya mevcut bir script kullanın:**

- R Studio'da, sol üst köşede bulunan “File” (Dosya) menüsünden “New Script” seçeneği ile yeni bir R scripti oluşturabilirsiniz.
- Mevcut bir scripte gitmek istiyorsanız, “File” menüsünden “Open Script” seçeneğini kullanabilirsiniz.

3. **R Kodunu Scripte Yazın:** Oluşturduğunuz veya açtığınız R skriptinde, R kodlarını yazın veya yapıştırın. Örneğin, basit bir hesaplama yapmak için aşağıdaki kodu kullanabilirsiniz:

```
x <- 5
y <- 10
z <- x + y
z
```

```
[1] 15
```

4. **Kodu Çalıştırma:**

- Çalıştırmak istediğiniz kodu seçin veya imleci çalıştırmak istediğiniz satıra getirin.
- Çalıştırma işlemi için aşağıdaki yöntemlerden birini kullanabilirsiniz:
 - Klavyede varsayılan olarak “Ctrl+Enter” (Windows/Linux) veya “Command+Enter” (Mac) tuş kombinasyonunu kullanabilirsiniz.
 - R Studio'daki “Run” (Çalıştır) düğmesini veya “Run” (Çalıştır) menüsünü kullanabilirsiniz.
 - Çalıştırmak istediğiniz kodu seçtikten sonra sağ tıklarsanız, “Run” (Çalıştır) seçeneğini göreceksiniz.

5. **Sonuçları İnceleyin:** Çalıştırılan kodun sonuçları konsol penceresinde veya çıktı bölümünde görüntülenir. Örneğin, yukarıdaki örnekte “z” değişkeninin değeri olan “15” sonucunu göreceksiniz.

Dikkat

Bir script üzerinden çalıştırılan R kodunun sonuçlarını sol alt kısımda yer alan Console bölümünde görebilirsiniz. Aynı şekilde kodu Console bölümüne yazıp Enter tuşuna

bastığınızda yine sonuç alabilirsiniz. Ancak script içerisinde yazılan kodları bir **.R** uzantılı dosya olarak saklama ve daha sonradan bu dosyaya ulaşma şansınız varken, Console ile çalıştırılan kodları bir **.R** dosyası olarak saklama şansınız yoktur. Console tarafındaki sonuçlar geçici olarak ekranda kalır ve R Studio'yu kapatıp açtığınızda tekrar yazdığınız ve çalıştırdığınız kodlara ulaşamayabilirsiniz.

İpucu

Console tarafına yansıyan kodların ve sonuçların farklı formatlarda saklama şansımız vardır. Bunun için **sink** fonksiyonunu araştırmanızı önerebilirim.

1 Temel Fonksiyonlar

1.1 Çalışma Dizini

Çalışma Dizini, üzerinde çalıştığınız veri kümeleri vb. gibi tüm gerekli dosya ve belgelerinizi içeren yerdir. Çalışma dizininizi ayarlamanın iki yolu vardır. İlk yol **getwd** ve **setwd** işlevlerini kullanmaktır. Diğer yol ise RStudio üzerinden **Session>Set Working Directory** yoluyla yapılabilir.

```
getwd()
```

```
[1] "D:/Akademi ve Veri Bilimi/Data Science/Github/r-book-tr"
```

- **dir** veya **list.files** komutları ile dizinde yer alan dosyalar öğrenilebilir.
- **dir.create** komutu ile yeni bir klasör oluşturmak mümkündür.
- **file.exists** kullanılarak klasörün var olup olmadığı sorgulanabilir.

1.2 Yardımcı Bilgiler

R komutlarında *Büyük-küçük harf duyarlılığı (case sensitive)* vardır.

```
a <- 5  
print(a)
```

```
[1] 5
```

```
A <- 6  
print(A)
```

```
[1] 6
```

Noktalı virgül (;) işareti ile aynı satırda birden fazla kod çalıştırılabilir hale getirilir.


```
x <- 1 ; y <- 2 ; z <- 3
x; y; z
```

```
[1] 1
```

```
[1] 2
```

```
[1] 3
```

Komutlar arası açıklamaları ve yorumları **#(hashtag)** ile yazabiliriz. Hashtagli satırlar, kod olarak algılanıp çalıştırılmaz. Bu kısımlara yazılan kodlar ile ilgili hatırlatıcı bilgiler (comment) yazılabilir.

```
#6 ile başlayan ve 10 ile biten tamsayıları c vektörüne atayalım
c <- 6:10
c
```

```
[1] 6 7 8 9 10
```

- **ls()** çalışma alanındaki nesne ve fonksiyonları listeler.
- **rm(a)** çalışma alanından **a** nesnesini siler.
- **rm(list=ls())** bütün çalışma alanını temizler.
- **q()** R'dan çıkış yapmayı sağlar.
- **install.packages("package")** paket yüklemeyi sağlar.
- **library("package")** yüklü olan paketi getirir.
- **installed.packages()** yüklü olan paketleri listeler
- **options(digits=10)** sayılarda ondalık kısmın basamak sayısını ifade eder.
- **help()** fonksiyonu ya da **?** ile bir fonksiyon hakkında yardım alınabilir. Örneğin **mean** fonksiyonu ile ilgili yardım almak için scriptte **?mean** ya da **help(mean)** yazmanız ve çalıştırmanız yeterlidir. Bunun yanı sıra R Studio penceresinin sağ alt kısmındaki help alanını kullanabilirsiniz.

1.3 Atama Operatörü

Bir değişkene, tabloya veya objeye değer atarken ‘<-’ veya ‘=’ operatörü kullanılır. ‘<-’ atama operatöründe ok hangi yöndeysen o tarafa atama yapılır. Genellikle ‘<-’ operatörü kullanılmaktadır. Çünkü ‘=’ operatörü filtrelemelerde veya işlemlerdeki ‘==’ ile karıştırılabilmektedir. Ayrıca fonksiyonlar içinde de kullanılabildiği için kod karmaşasına sebebiyet verebilir. Her iki operatör de aynı işlevi görmektedir.

```
# a'ya 20 değerini atayalım
a <- 20
# tabloyu ya da değeri görüntülemek için nesnenin kendisi de direkt yazılabilir.
# ya da print fonksiyonu kullanılabilir.
print(a)
```

[1] 20

```
# b'ye 12 değerini atayalım
b <- 12
print(b)
```

[1] 12

```
# a ve b değerlerinden üretilen bir c değeri üretelim.
c <- 2 * a + 3 * b
print(c)
```

[1] 76

c() ile vektör oluşturulabilir. c “combine” (birleştirmek) kelimesinin ilk harfini ifade eder. Bir değişkene birden fazla değer atamak istediğimizde kullanılır.

```
# d adında bir vektör oluşturalım ve değerler atayalım.
d <- c(4,7,13)
d
```

[1] 4 7 13

Bir metni değişkene atamak istersek de aşağıdaki gibi metin “ ” işareti içine yazılmalıdır.

```
metin <- "Merhaba Arkadaşlar"  
print(metin)
```

```
[1] "Merhaba Arkadaşlar"
```

1.4 Matematiksel Operatörler

R ve R Studio, güçlü bir hesap makinesi olarak kabul edilebilir.

```
3+5
```

```
[1] 8
```

```
7*8
```

```
[1] 56
```

```
88/2
```

```
[1] 44
```

```
3*(12+(15/3-2))
```

```
[1] 45
```

```
9^2 # karesini alır
```

```
[1] 81
```

```
a <- 3  
b <- a^2  
print(b)
```

```
[1] 9
```

```
log(15) #ln15 yani doğal logaritma
```

```
[1] 2.70805
```

```
log10(1000) # 10 tabanına göre hesaplama
```

```
[1] 3
```

```
exp(12) #exponential power of the number. e (2.718) üzeri 12
```

```
[1] 162754.8
```

```
factorial(6) # faktöriyel hesaplama yapar
```

```
[1] 720
```

```
sqrt(81) # karekör alma
```

```
[1] 9
```

```
abs(-3) # mutlak değer
```

```
[1] 3
```

```
sign(-5) # işaret bulma
```

```
[1] -1
```

```
sin(45) # sinüs
```

```
[1] 0.8509035
```

```
cos(90) # cosinüs
```

```
[1] -0.4480736
```

```
pi # pi sayısı
```

```
[1] 3.141593
```

```
tan(pi) # tanjant
```

```
[1] -1.224647e-16
```

1.5 Mantıksal Operatörler

Mantıksal sorgulamalar, koşullarda ve filtrelerde kullanılmaktadır. Verilen koşul veya filtre sağlandığında **TRUE**, sağlanmadığında ise **FALSE** değerleri elde edilmektedir. Bu mantıksal operatörler ayrıca komutlar içindeki özellikleri aktifleştirmek ve pasifleştirmek için de kullanılmaktadır.

Mantıksal operatörler aşağıdaki şekilde kullanılmaktadır:

- eşittir : `==`
- eşit değildir : `!=`
- küçüktür : `<`
- küçük eşittir : `<=`
- büyüktür : `>`
- büyük eşittir : `>=`
- x değil : `!x`
- x ve y : `x&y`
- x veya y: `x|y`

```
3 > 5
```

```
[1] FALSE
```

```
# & (ve) operatörü  
# iki durumda TRUE ise sonuç TRUE döner.  
3 < 5 & 8 > 7
```

```
[1] TRUE
```

```
# bir durum FALSE diğer durum TRUE ise sonuç FALSE döner.  
3 < 5 & 6 > 7
```

```
[1] FALSE
```

```
# iki durumda FALSE ise sonuç FALSE döner.  
6 < 5 & 6 > 7
```

```
[1] FALSE
```

```
# | (veya) operatörü  
# Her iki durumdan birisi TRUE ise TRUE döner  
(5==4) | (3!=4)
```

```
[1] TRUE
```

2 Veri Tipleri ve Yapıları

R'da kullanılan 5 temel veri tipi vardır. Bu veri tipleri atomic vektörler olarak da bilinir. Atomic olması vektörlerin homojen olması anlamına gelmektedir. Yani vektör içerisinde aynı veri tipinden değerler yer alabilir. Veri tipleri;

- numeric veya double (reel sayılar)
- integer (tamsayılar)
- complex (karmaşık sayılar)
- character (metinsel ifadeler)
- logical, TRUE ve FALSE (mantıksal)

`typeof()` veya `class()` fonksiyonları ile veri tipi öğrenilebilir.

```
# numeric
```

```
a <- 3.5  
class(a)
```

```
[1] "numeric"
```

```
typeof(a) # typeof numeriklerin tipini double olarak gösterir.
```

```
[1] "double"
```

```
is.numeric(a) # verinin tipinin numerik olup olmadığı sorgulanır.
```

```
[1] TRUE
```

```
# integer
```

```
b <- 5  
class(b)
```

```
[1] "numeric"
```

```
is.integer(b)
```

```
[1] FALSE
```

```
c <- 6L # integer olması için sayının sağına L yazılır.  
class(c)
```

```
[1] "integer"
```

```
is.integer(c)
```

```
[1] TRUE
```

```
class(as.integer(b)) # as. ile başlayan fonksiyonlar dönüşüm için kullanılır.
```

```
[1] "integer"
```

```
# complex  
  
z <- 4 + 2i  
class(z)
```

```
[1] "complex"
```

```
# character  
  
d <- "R Programlama"  
class(d)
```

```
[1] "character"
```



```
e <- "5.5"  
class(e)
```

```
[1] "character"
```

```
class(as.numeric(e))
```

```
[1] "numeric"
```

```
# logical  
  
x <- TRUE ; y <- FALSE  
class(c(x,y))
```

```
[1] "logical"
```

```
as.integer(c(x,y)) # TRUE ve FALSE numeric olarak 1 ve 0 değerine karşılık gelir.
```

```
[1] 1 0
```

2.1 Vektörler

- R'daki en temel nesneler vektörlerdir.
- Vektörler homojen yapıya sahiptir yani bütün elemanları aynı veri tipinde olmalıdır.
- Vektörler tek boyutludur.
- Bir vektör oluşturmak için kullanabilecek en temel fonksiyon `c()`'dir.

```
v <- c(1,4,7,2,5,8,3,6,9)  
  
v[1] # 1. elemanını seçer
```

```
[1] 1
```

```
v[3] # 3. elemanını seçer
```

```
[1] 7
```

```
v[c(3,7)] # 3. ve 7. elemanı seçer
```

```
[1] 7 3
```

```
v[1:6] # 1. elemandan 6. elemana kadar seçer
```

```
[1] 1 4 7 2 5 8
```

```
v[-2] # 2. elemanı hariç tutarak seçer
```

```
[1] 1 7 2 5 8 3 6 9
```

```
length(v) # vektörün uzunluğunu gösterir
```

```
[1] 9
```

```
v2 <- c(v,12) # vektöre eleman ekleme  
v2
```

```
[1] 1 4 7 2 5 8 3 6 9 12
```

```
# : ile başlangıç ve bitiş değerleri belli olan vektörler yaratılabilir.
```

```
v3 <- 1:10  
v3
```

```
[1] 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10
```

```
v4 <- 11:20  
v4
```

```
[1] 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20
```

```
# Vektörler ile matematiksel işlemler yapılabilir.
```

```
v3 + v4
```

```
[1] 12 14 16 18 20 22 24 26 28 30
```

```
v3 / v4
```

```
[1] 0.09090909 0.16666667 0.23076923 0.28571429 0.33333333 0.37500000  
[7] 0.41176471 0.44444444 0.47368421 0.50000000
```

```
2 * v3 - v4
```

```
[1] -9 -8 -7 -6 -5 -4 -3 -2 -1 0
```

```
# Vektörler ile ilgili kullanılabilecek bazı fonksiyonlar
```

```
# seq ()
```

```
#aritmetik bir diziden meydana gelen bir vektör oluşturmak için kullanılır.
```

```
seq(from = 5, to = 50, by =5) # 5 ile başlayan 50 ile biten 5'er artan vektör
```

```
[1] 5 10 15 20 25 30 35 40 45 50
```

```
seq(from = 5, to = 50, length = 7) # 5 ile başlayan 50 ile 7 elemanlı vektör
```

```
[1] 5.0 12.5 20.0 27.5 35.0 42.5 50.0
```

```
seq(5,1,-1) # 5 ile başlayıp 1'e kadar 1'er azaltarak vektor olusturma
```

```
[1] 5 4 3 2 1
```

```
# rep()
# tekrarlı sayılar içeren vektörler oluşturulur.
rep(10,8) # 8 tane 10 değeri olan vektör
```

```
[1] 10 10 10 10 10 10 10 10
```

```
rep(c(1,2,3),4) # 1,2,3 vektörünün 4 defa tekrarlanması
```

```
[1] 1 2 3 1 2 3 1 2 3 1 2 3
```

```
rep(c(1,2,3), each = 4) # each argümanı ile sıralı ve tekrarlı vektör
```

```
[1] 1 1 1 1 2 2 2 2 3 3 3 3
```

```
# rev()
v5 <- c(3,5,6,1,NA,12,NA,8,9) # R'da NA boş gözlemi ifade eder.
rev(v5) # vektörü tersine çevirir
```

```
[1] 9 8 NA 12 NA 1 6 5 3
```

```
# rank()
rank(v5) # elemanların sıra numarasını verir
```

```
[1] 2 3 4 1 8 7 9 5 6
```

```
rank(v5, na.last = TRUE) # NA leri son sıraya atar.
```

```
[1] 2 3 4 1 8 7 9 5 6
```

```
rank(v5, na.last = FALSE) # NA leri en başa koyar.
```

```
[1] 4 5 6 3 1 9 2 7 8
```

```
rank(v5, na.last = NA) # NA değerlere yer verilmez
```

```
[1] 2 3 4 1 7 5 6
```

```
rank(v5, na.last = "keep") # NA değerler oldukları gibi görünürler.
```

```
[1] 2 3 4 1 NA 7 NA 5 6
```

```
# all()  
all(v5>5) # vektördeki tüm elemanların şartı sağlayıp sağlamadıkları test edilir.
```

```
[1] FALSE
```

```
all(v5>0) # vektörde NA varsa sonuç NA döner
```

```
[1] NA
```

```
all(v5>0, na.rm = TRUE) # NA gözlemler hariç tutularak sonuç üretir.
```

```
[1] TRUE
```

```
# any()  
any(v5>6) # vektördeki en az bir elemanın şartı sağlayıp sağlamadığı test edilir.
```

```
[1] TRUE
```

```
any(v5==9)
```

```
[1] TRUE
```

```
# unique()
v6 <- rep(1:5,3)
v6
```

```
[1] 1 2 3 4 5 1 2 3 4 5 1 2 3 4 5
```

```
unique(v6) # tekrarlı gözlemler temizlenir
```

```
[1] 1 2 3 4 5
```

```
# duplicated()
duplicated(v6) # tekrarlı gözlemlerin varlığını kontrol eder
```

```
[1] FALSE FALSE FALSE FALSE FALSE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE
[13] TRUE TRUE TRUE
```

```
v6[duplicated(v6)] # tekrarlı gözlemleri listeler
```

```
[1] 1 2 3 4 5 1 2 3 4 5
```

```
# sort()
sort(v5) # küçükten büyüğe sıralama yapar.
```

```
[1] 1 3 5 6 8 9 12
```

```
sort(v5,decreasing = TRUE) # azalan sırada sıralama yapar.
```

```
[1] 12 9 8 6 5 3 1
```

```
# diff()
diff(v5) # vektörde ardışık elemanlar arasındaki farkı bulur.
```

```
[1] 2 1 -5 NA NA NA NA 1
```

```

diff(na.omit(v5)) # na.omit vektördeki NA gözlemleri temizler

[1] 2 1 -5 11 -4 1

# is.na()
is.na(v5) # vektördeki elamanların NA olup olmadığını test eder.

[1] FALSE FALSE FALSE FALSE TRUE FALSE TRUE FALSE FALSE

is.nan(v5) # NaN aynı zamanda bir NA'dir.

[1] FALSE FALSE FALSE FALSE FALSE FALSE FALSE FALSE FALSE

# which
which(v5==12) # 6 sayısının pozisyonunu gösterir

[1] 6

which.max(v5) # vektördeki maximum elemanın pozisyonunu gösterir

[1] 6

which.min(v5) # vektördeki minimum elemanın pozisyonunu gösterir

[1] 4

v5[which.min(v5)] # vektördeki minimum elemanı gösterir

[1] 1

# Temel İstatistiksel Fonksiyonlar
mean(v5) # NA varsa sonuç NA döner

[1] NA

```

```

mean(v5, na.rm = TRUE) # aritmetik ortalama

[1] 6.285714

median(v5, na.rm = TRUE) # medyan (ortanca)

[1] 6

sum(v5, na.rm = TRUE) # vektör toplamını verir

[1] 44

min(v5, na.rm = TRUE) # vektörün minimum değeri

[1] 1

max(v5, na.rm = TRUE) # vektörün maximum değeri

[1] 12

sd(v5, na.rm = TRUE) # standart sapma

[1] 3.728909

var(v5, na.rm = TRUE) # varyans

[1] 13.90476

```

2.2 Matrisler

- Matrisler, iki boyutlu yani satır ve sütunları olan atomik vektörlerdir.
- `matrix()` fonksiyonu ile tanımlanmaktadır.
- Vektörlerin birleştirilmesi ile de matrisler oluşturulabilir. **`rbind`** satır bazlı alt alta birleştirme, **`cbind`** ise sütun bazlı yanyana birleştirme yapar. Burada vektörlerin aynı boyutlarda olmasına dikkat edilmesi gerekir.


```

v1 <- c(3,4,6,8,5)
v2 <- c(4,8,4,7,1)
v3 <- c(2,2,5,4,6)
v4 <- c(4,7,5,2,5)

matris <- cbind(v1, v2, v3, v4)
matris

```

```

      v1 v2 v3 v4
[1,]  3  4  2  4
[2,]  4  8  2  7
[3,]  6  4  5  5
[4,]  8  7  4  2
[5,]  5  1  6  5

```

```
is.matrix(matris)
```

```
[1] TRUE
```

```
dim(matris)
```

```
[1] 5 4
```

```
matrix(nrow = 3, ncol = 3, 1:9)
```

```

      [,1] [,2] [,3]
[1,]    1    4    7
[2,]    2    5    8
[3,]    3    6    9

```

```
matrix(1:9, nrow = 3, ncol = 3, byrow = TRUE) # byrow satırlara göre oluşturur.
```

```

      [,1] [,2] [,3]
[1,]    1    2    3
[2,]    4    5    6
[3,]    7    8    9

```

```
mat <- seq(3, 21, by = 2)
mat
```

```
[1] 3 5 7 9 11 13 15 17 19 21
```

```
dim(mat) <- c(5,2)
mat
```

```
      [,1] [,2]
[1,]    3   13
[2,]    5   15
[3,]    7   17
[4,]    9   19
[5,]   11   21
```

```
matrix(c(1,2,3,11,22,33), nrow = 2, ncol = 3, byrow = TRUE)
```

```
      [,1] [,2] [,3]
[1,]    1    2    3
[2,]   11   22   33
```

```
# normal dağılımdan 0 ortamalı, 1 standart sapmalı 16 sayı üret
MA <- rnorm(16, 0, 1)
MA <- matrix(MA, nrow = 4, ncol = 4)

# normal dağılımdan 90 ortamalı, 10 standart sapmalı 16 sayı üret
MB <- rnorm(16, 90, 10)
MB <- matrix(MB, nrow = 4, ncol = 4)

m <- rbind(MA, MB)
m
```

```
      [,1]      [,2]      [,3]      [,4]
[1,] 0.50704867 0.4712427 0.6558818 -2.11610814
[2,] 0.05134823 0.7892462 -0.1625571 0.01622168
[3,] 0.41028687 -1.5768597 1.1563391 -1.25373679
[4,] -1.39248168 -1.2943010 0.2438095 0.10115715
[5,] 88.39829181 79.0065809 95.4242607 94.73533117
```

```
[6,] 97.20877666 87.2953959 67.3123268 87.51028785
[7,] 82.40943578 82.0714739 93.3945146 82.27047621
[8,] 89.32196880 97.5144232 83.7317352 91.77888985
```

```
# satır ve sütun isimlendirme
colnames(m) <- LETTERS[1:4]
rownames(m) <- tail(LETTERS,8)
m
```

	A	B	C	D
S	0.50704867	0.4712427	0.6558818	-2.11610814
T	0.05134823	0.7892462	-0.1625571	0.01622168
U	0.41028687	-1.5768597	1.1563391	-1.25373679
V	-1.39248168	-1.2943010	0.2438095	0.10115715
W	88.39829181	79.0065809	95.4242607	94.73533117
X	97.20877666	87.2953959	67.3123268	87.51028785
Y	82.40943578	82.0714739	93.3945146	82.27047621
Z	89.32196880	97.5144232	83.7317352	91.77888985

```
#Matris Elemanlarına Erismek
m[1,1] # 1. satır, 1.sütundak, eleman
```

```
[1] 0.5070487
```

```
m[4,2] # 4. satır, 2.sütundak, eleman
```

```
[1] -1.294301
```

```
m[,2] # 2. sütun elemanları
```

	S	T	U	V	W	X	Y
0.4712427	0.7892462	-1.5768597	-1.2943010	79.0065809	87.2953959	82.0714739	
Z							
97.5144232							

```
m[-3,] # 3. satır hariç tüm elemanlar
```

	A	B	C	D
S	0.50704867	0.4712427	0.6558818	-2.11610814
T	0.05134823	0.7892462	-0.1625571	0.01622168
V	-1.39248168	-1.2943010	0.2438095	0.10115715
W	88.39829181	79.0065809	95.4242607	94.73533117
X	97.20877666	87.2953959	67.3123268	87.51028785
Y	82.40943578	82.0714739	93.3945146	82.27047621
Z	89.32196880	97.5144232	83.7317352	91.77888985

```
# köşegen matris oluşturma
diag(2,nrow=3)
```

	[,1]	[,2]	[,3]
[1,]	2	0	0
[2,]	0	2	0
[3,]	0	0	2

```
diag(1,5) # 5*5 birim matris
```

	[,1]	[,2]	[,3]	[,4]	[,5]
[1,]	1	0	0	0	0
[2,]	0	1	0	0	0
[3,]	0	0	1	0	0
[4,]	0	0	0	1	0
[5,]	0	0	0	0	1

```
# transpose
t(m)
```

	S	T	U	V	W	X	Y
A	0.5070487	0.05134823	0.4102869	-1.3924817	88.39829	97.20878	82.40944
B	0.4712427	0.78924623	-1.5768597	-1.2943010	79.00658	87.29540	82.07147
C	0.6558818	-0.16255714	1.1563391	0.2438095	95.42426	67.31233	93.39451
D	-2.1161081	0.01622168	-1.2537368	0.1011572	94.73533	87.51029	82.27048
Z							
A	89.32197						
B	97.51442						
C	83.73174						
D	91.77889						

```
# matris ile işlemler
```

```
m1 <- matrix(1:4,nrow=2)
```

```
m2 <- matrix(5:8,nrow=2)
```

```
m1;m2
```

```
      [,1] [,2]  
[1,]     1     3  
[2,]     2     4
```

```
      [,1] [,2]  
[1,]     5     7  
[2,]     6     8
```

```
m1 + m2 # matris elemanları birebir toplanır
```

```
      [,1] [,2]  
[1,]     6    10  
[2,]     8    12
```

```
m1 / m2 # matris elemanları birebir toplanır
```

```
      [,1]      [,2]  
[1,] 0.2000000 0.4285714  
[2,] 0.3333333 0.5000000
```

```
m1 * m2 # matris elemanları birebir çarpılır
```

```
      [,1] [,2]  
[1,]     5    21  
[2,]    12    32
```

```
m1 %*% m2 # matris çarpımı
```

```
      [,1] [,2]  
[1,]    23    31  
[2,]    34    46
```

```
solve(m2) # matrisin tersi
```

```
      [,1] [,2]  
[1,]   -4  3.5  
[2,]    3 -2.5
```

```
rowSums(m1) # satır toplamaları
```

```
[1] 4 6
```

```
rowMeans(m1) # satır ortalaması
```

```
[1] 2 3
```

```
colSums(m1) # sütun toplamaları
```

```
[1] 3 7
```

```
colMeans(m1) # sütun ortalaması
```

```
[1] 1.5 3.5
```

2.3 Listeler

- Listeler, birbirinden farklı veri tiplerine sahip vektörler, matrisler vb farklı objeleri birarada tutabilen yapılardır.
- `list()` ile liste oluşturulur.

```
x <- c(3,5,7)  
y <- letters[1:10]  
z <- c(rep(TRUE,3),rep(FALSE,4))  
  
list <- list(x,y,z)  
list
```

```
[[1]]
[1] 3 5 7

[[2]]
[1] "a" "b" "c" "d" "e" "f" "g" "h" "i" "j"

[[3]]
[1] TRUE TRUE TRUE FALSE FALSE FALSE FALSE
```

```
class(list) # listenin sınıfını verir
```

```
[1] "list"
```

```
str(list) # listenin yapısını verir
```

```
List of 3
 $ : num [1:3] 3 5 7
 $ : chr [1:10] "a" "b" "c" "d" ...
 $ : logi [1:7] TRUE TRUE TRUE FALSE FALSE FALSE ...
```

```
names(list) <- c("numeric","karakter","mantıksal") # liste isimlendirme
list
```

```
$numeric
[1] 3 5 7
```

```
$karakter
[1] "a" "b" "c" "d" "e" "f" "g" "h" "i" "j"
```

```
$mantıksal
[1] TRUE TRUE TRUE FALSE FALSE FALSE FALSE
```

```
list$numeric
```

```
[1] 3 5 7
```

```
list$karakter
```

```
[1] "a" "b" "c" "d" "e" "f" "g" "h" "i" "j"
```

```
list$mantıksal
```

```
[1] TRUE TRUE TRUE FALSE FALSE FALSE FALSE
```

```
list[[2]]
```

```
[1] "a" "b" "c" "d" "e" "f" "g" "h" "i" "j"
```

```
list$numeric2 <- c(4:10) # listeye eleman ekleme  
list
```

```
$numeric
```

```
[1] 3 5 7
```

```
$karakter
```

```
[1] "a" "b" "c" "d" "e" "f" "g" "h" "i" "j"
```

```
$mantıksal
```

```
[1] TRUE TRUE TRUE FALSE FALSE FALSE FALSE
```

```
$numeric2
```

```
[1] 4 5 6 7 8 9 10
```

```
list$numeric <- NULL # listeden eleman silme  
list
```

```
$karakter
```

```
[1] "a" "b" "c" "d" "e" "f" "g" "h" "i" "j"
```

```
$mantıksal
```

```
[1] TRUE TRUE TRUE FALSE FALSE FALSE FALSE
```

```
$numeric2
```

```
[1] 4 5 6 7 8 9 10
```



```
unlist(list) # listeyi vektöre çevirir.
```

karakter1	karakter2	karakter3	karakter4	karakter5	karakter6	karakter7
"a"	"b"	"c"	"d"	"e"	"f"	"g"
karakter8	karakter9	karakter10	mantıksal1	mantıksal2	mantıksal3	mantıksal4
"h"	"i"	"j"	"TRUE"	"TRUE"	"TRUE"	"FALSE"
mantıksal5	mantıksal6	mantıksal7	numeric21	numeric22	numeric23	numeric24
"FALSE"	"FALSE"	"FALSE"	"4"	"5"	"6"	"7"
numeric25	numeric26	numeric27				
"8"	"9"	"10"				

2.4 dataframe

Veri çerçevesi (dataframe), her sütunun bir değişkenin değerlerini ve her satırın her sütundan bir değer kümesini içerdiği bir tablo veya iki boyutlu dizi benzeri bir yapıdır. Bir veri çerçevesinin özellikleri şunlardır:

- Sütun adları boş olmamalıdır.
- Satır adları benzersiz olmalıdır.
- Bir veri çerçevesinde saklanan veriler sayısal, faktör veya karakter tipinde olabilir.
- Her sütun aynı sayıda veri ögesi içermelidir.

`data.frame()` fonksiyonunu uygulayarak bir veri çerçevesi oluşturabiliriz.

```
# data.frame oluşturma
set.seed(12345)

data <- data.frame(
  row_num = 1:20,
  col1 = rnorm(20),
  col2 = runif(20), # uniform dağılımdan 20 gözlem üret
  col3 = rbinom(20,size=5,prob = 0.5), # binom dağılımdan 20 gözlem üret
  col4 = sample(c("TRUE","FALSE"),20,replace = TRUE),
  col5 = sample(c(rep(c("E","K"),8),rep(NA,4))),
  stringsAsFactors = TRUE # karakter olanlar faktör olarak değerlendirilsin
)

class(data)
```

```
[1] "data.frame"
```

```
head(data) # ilk 6 gözlemi gösterir
```

	row_num	col1	col2	col3	col4	col5
1	1	0.5855288	0.7821933	3	FALSE	E
2	2	0.7094660	0.4291988	2	TRUE	E
3	3	-0.1093033	0.9272740	5	TRUE	E
4	4	-0.4534972	0.7732432	3	FALSE	K
5	5	0.6058875	0.2596812	5	TRUE	E
6	6	-1.8179560	0.3212247	2	TRUE	<NA>

```
tail(data) # son 6 gözlemi gösterir
```

	row_num	col1	col2	col3	col4	col5
15	15	-0.7505320	0.73249612	1	FALSE	K
16	16	0.8168998	0.49924102	3	FALSE	K
17	17	-0.8863575	0.72977197	4	FALSE	K
18	18	-0.3315776	0.08033604	3	TRUE	<NA>
19	19	1.1207127	0.43553048	3	FALSE	K
20	20	0.2987237	0.23658045	1	FALSE	E

```
tail(data,10) # son 10 gözlemi gösterir
```

	row_num	col1	col2	col3	col4	col5
11	11	-0.1162478	0.96447029	3	TRUE	K
12	12	1.8173120	0.82730287	3	TRUE	E
13	13	0.3706279	0.31502824	2	FALSE	<NA>
14	14	0.5202165	0.21302545	2	TRUE	K
15	15	-0.7505320	0.73249612	1	FALSE	K
16	16	0.8168998	0.49924102	3	FALSE	K
17	17	-0.8863575	0.72977197	4	FALSE	K
18	18	-0.3315776	0.08033604	3	TRUE	<NA>
19	19	1.1207127	0.43553048	3	FALSE	K
20	20	0.2987237	0.23658045	1	FALSE	E

```
str(data) # tablonun yapısını gösterir
```

```
'data.frame': 20 obs. of 6 variables:
 $ row_num: int 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 ...
 $ col1 : num 0.586 0.709 -0.109 -0.453 0.606 ...
 $ col2 : num 0.782 0.429 0.927 0.773 0.26 ...
 $ col3 : int 3 2 5 3 5 2 4 1 3 4 ...
 $ col4 : Factor w/ 2 levels "FALSE","TRUE": 1 2 2 1 2 2 2 1 2 2 ...
 $ col5 : Factor w/ 2 levels "E","K": 1 1 1 2 1 NA 1 NA 2 1 ...
```

```
summary(data) # tablonun özet istatistiklerini gösterir
```

```
      row_num      col1      col2      col3      col4
Min.   : 1.00  Min.   : -1.81796  Min.   : 0.04346  Min.   : 1.00  FALSE: 9
1st Qu.: 5.75  1st Qu.: -0.36206  1st Qu.: 0.23069  1st Qu.: 2.00  TRUE : 11
Median :10.50  Median : 0.09471  Median : 0.43236  Median : 3.00
Mean   :10.50  Mean   : 0.07652  Mean   : 0.46554  Mean   : 2.85
3rd Qu.:15.25  3rd Qu.: 0.61194  3rd Qu.: 0.74268  3rd Qu.: 3.25
Max.   :20.00  Max.   : 1.81731  Max.   : 0.96447  Max.   : 5.00
      col5
E      :8
K      :8
NA's   :4
```

```
# veri çerçevesinden belirli sütun/ları seçmek için $ veya [] kullanılır.
head(data$col1)
```

```
[1] 0.5855288 0.7094660 -0.1093033 -0.4534972 0.6058875 -1.8179560
```

```
head(data[, "col1"])
```

```
[1] 0.5855288 0.7094660 -0.1093033 -0.4534972 0.6058875 -1.8179560
```

```
# veri çerçevesinden belirli satır/ları seçmek için [] kullanılır.
data[1:2,]
```

```

row_num      col1      col2 col3  col4 col5
1          1 0.5855288 0.7821933    3 FALSE  E
2          2 0.7094660 0.4291988    2  TRUE  E

```

```

# 3. and 5. satır ile 2. ve 4. kolon
data[c(3,5),c(2,4)]

```

```

      col1 col3
3 -0.1093033    5
5  0.6058875    5

```

```

# koşula göre veriler seçilebilir
data$row_num > 12 # TRUE veya FALSE döner

```

```

[1] FALSE FALSE FALSE FALSE FALSE FALSE FALSE FALSE FALSE FALSE
[13] TRUE  TRUE  TRUE  TRUE  TRUE  TRUE  TRUE  TRUE  TRUE

```

```

data[data$row_num > 12,] # koşula göre tablonu değerleri döner

```

```

row_num      col1      col2 col3  col4 col5
13       13 0.3706279 0.31502824    2 FALSE <NA>
14       14 0.5202165 0.21302545    2  TRUE  K
15       15 -0.7505320 0.73249612    1 FALSE  K
16       16 0.8168998 0.49924102    3 FALSE  K
17       17 -0.8863575 0.72977197    4 FALSE  K
18       18 -0.3315776 0.08033604    3  TRUE <NA>
19       19 1.1207127 0.43553048    3 FALSE  K
20       20 0.2987237 0.23658045    1 FALSE  E

```

```

# subset ile tablo filtrelenebilir.
subset(data,
  row_num >= 10 & col4 == 'TRUE',
  select = c(row_num, col1, col2,col4))

```

```

row_num      col1      col2 col4
10       10 -0.9193220 0.62554280 TRUE
11       11 -0.1162478 0.96447029 TRUE
12       12 1.8173120 0.82730287 TRUE
14       14 0.5202165 0.21302545 TRUE
18       18 -0.3315776 0.08033604 TRUE

```

```
# names veya colnames ile sütun isimleri elde edilir.
names(data)
```

```
[1] "row_num" "col1"      "col2"      "col3"      "col4"      "col5"
```

```
colnames(data)
```

```
[1] "row_num" "col1"      "col2"      "col3"      "col4"      "col5"
```

```
# vektör ile sütun seçimi
cols <- c("col1","col2","col5")
head(data[cols])
```

	col1	col2	col5
1	0.5855288	0.7821933	E
2	0.7094660	0.4291988	E
3	-0.1093033	0.9272740	E
4	-0.4534972	0.7732432	K
5	0.6058875	0.2596812	E
6	-1.8179560	0.3212247	<NA>

```
# sütun silme
data$col1 <- NULL
head(data)
```

	row_num	col2	col3	col4	col5
1	1	0.7821933	3	FALSE	E
2	2	0.4291988	2	TRUE	E
3	3	0.9272740	5	TRUE	E
4	4	0.7732432	3	FALSE	K
5	5	0.2596812	5	TRUE	E
6	6	0.3212247	2	TRUE	<NA>

```
# sütun ekleme
data$col1 <- rnorm(20)
head(data)
```

	row_num	col2	col3	col4	col5	col1
1	1	0.7821933	3	FALSE	E	0.4768080
2	2	0.4291988	2	TRUE	E	0.8424486
3	3	0.9272740	5	TRUE	E	-0.8903234
4	4	0.7732432	3	FALSE	K	0.7529609
5	5	0.2596812	5	TRUE	E	0.4452159
6	6	0.3212247	2	TRUE	<NA>	0.4211062

```
# sütunları sıralama
head(data[c("row_num", "col1", "col2", "col3", "col4", "col5")])
```

	row_num	col1	col2	col3	col4	col5
1	1	0.4768080	0.7821933	3	FALSE	E
2	2	0.8424486	0.4291988	2	TRUE	E
3	3	-0.8903234	0.9272740	5	TRUE	E
4	4	0.7529609	0.7732432	3	FALSE	K
5	5	0.4452159	0.2596812	5	TRUE	E
6	6	0.4211062	0.3212247	2	TRUE	<NA>

```
# sıralama
head(data[order(data$col3),]) # artan
```

	row_num	col2	col3	col4	col5	col1
8	8	0.04345645	1	FALSE	<NA>	-0.896320181
15	15	0.73249612	1	FALSE	K	0.148543198
20	20	0.23658045	1	FALSE	E	0.240173186
2	2	0.42919882	2	TRUE	E	0.842448636
6	6	0.32122467	2	TRUE	<NA>	0.421106220
13	13	0.31502824	2	FALSE	<NA>	-0.008925433

```
head(data[order(-data$row_num),]) # azalan
```

	row_num	col2	col3	col4	col5	col1
20	20	0.23658045	1	FALSE	E	0.2401732
19	19	0.43553048	3	FALSE	K	0.2583817
18	18	0.08033604	3	TRUE	<NA>	-0.1712566
17	17	0.72977197	4	FALSE	K	0.7884411
16	16	0.49924102	3	FALSE	K	-0.3798679
15	15	0.73249612	1	FALSE	K	0.1485432

```
head(data[order(data$col3,-data$row_num),])
```

	row_num	col2	col3	col4	col5	col1
20	20	0.23658045	1	FALSE	E	0.240173186
15	15	0.73249612	1	FALSE	K	0.148543198
8	8	0.04345645	1	FALSE	<NA>	-0.896320181
14	14	0.21302545	2	TRUE	K	-0.326216850
13	13	0.31502824	2	FALSE	<NA>	-0.008925433
6	6	0.32122467	2	TRUE	<NA>	0.421106220

```
# kayıp gözlemler (missing values)
tail(is.na(data))
```

	row_num	col2	col3	col4	col5	col1
[15,]	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE
[16,]	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE
[17,]	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE
[18,]	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	TRUE	FALSE
[19,]	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE
[20,]	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE

```
tail(is.na(data$col5))
```

```
[1] FALSE FALSE FALSE TRUE FALSE FALSE
```

```
data[is.na(data$col5),]
```

	row_num	col2	col3	col4	col5	col1
6	6	0.32122467	2	TRUE	<NA>	0.421106220
8	8	0.04345645	1	FALSE	<NA>	-0.896320181
13	13	0.31502824	2	FALSE	<NA>	-0.008925433
18	18	0.08033604	3	TRUE	<NA>	-0.171256569

```
data[!is.na(data$col5),]
```

	row_num	col2	col3	col4	col5	col1
1	1	0.78219328	3	FALSE	E	0.4768080
2	2	0.42919882	2	TRUE	E	0.8424486
3	3	0.92727397	5	TRUE	E	-0.8903234
4	4	0.77324322	3	FALSE	K	0.7529609
5	5	0.25968125	5	TRUE	E	0.4452159
7	7	0.06019516	4	TRUE	E	1.1495922
9	9	0.05505382	3	TRUE	K	0.8696714
10	10	0.62554280	4	TRUE	E	0.5059117
11	11	0.96447029	3	TRUE	K	0.3317020
12	12	0.82730287	3	TRUE	E	1.7399997
14	14	0.21302545	2	TRUE	K	-0.3262169
15	15	0.73249612	1	FALSE	K	0.1485432
16	16	0.49924102	3	FALSE	K	-0.3798679
17	17	0.72977197	4	FALSE	K	0.7884411
19	19	0.43553048	3	FALSE	K	0.2583817
20	20	0.23658045	1	FALSE	E	0.2401732

```
rowSums(is.na(data)) # satılardaki toplam kayıp gözlem sayısı
```

```
[1] 0 0 0 0 0 1 0 1 0 0 0 0 1 0 0 0 0 1 0 0
```

```
colSums(is.na(data)) # sütunlardaki toplam kayıp gözlem sayısı
```

row_num	col2	col3	col4	col5	col1
0	0	0	0	4	0

```
sum(is.na(data)) # tablodaki toplam kayıp gözlem sayısı
```

```
[1] 4
```

```
complete.cases(data) # satırlarda eksik gözlemlerin durumu
```

```
[1] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE FALSE TRUE FALSE TRUE TRUE TRUE TRUE
[13] FALSE TRUE TRUE TRUE TRUE FALSE TRUE TRUE
```



```
data[complete.cases(data),]
```

	row_num	col2	col3	col4	col5	col1
1	1	0.78219328	3	FALSE	E	0.4768080
2	2	0.42919882	2	TRUE	E	0.8424486
3	3	0.92727397	5	TRUE	E	-0.8903234
4	4	0.77324322	3	FALSE	K	0.7529609
5	5	0.25968125	5	TRUE	E	0.4452159
7	7	0.06019516	4	TRUE	E	1.1495922
9	9	0.05505382	3	TRUE	K	0.8696714
10	10	0.62554280	4	TRUE	E	0.5059117
11	11	0.96447029	3	TRUE	K	0.3317020
12	12	0.82730287	3	TRUE	E	1.7399997
14	14	0.21302545	2	TRUE	K	-0.3262169
15	15	0.73249612	1	FALSE	K	0.1485432
16	16	0.49924102	3	FALSE	K	-0.3798679
17	17	0.72977197	4	FALSE	K	0.7884411
19	19	0.43553048	3	FALSE	K	0.2583817
20	20	0.23658045	1	FALSE	E	0.2401732

```
data[!complete.cases(data),]
```

	row_num	col2	col3	col4	col5	col1
6	6	0.32122467	2	TRUE	<NA>	0.421106220
8	8	0.04345645	1	FALSE	<NA>	-0.896320181
13	13	0.31502824	2	FALSE	<NA>	-0.008925433
18	18	0.08033604	3	TRUE	<NA>	-0.171256569

```
na.omit(data) # NA olan satırları siler.
```

	row_num	col2	col3	col4	col5	col1
1	1	0.78219328	3	FALSE	E	0.4768080
2	2	0.42919882	2	TRUE	E	0.8424486
3	3	0.92727397	5	TRUE	E	-0.8903234
4	4	0.77324322	3	FALSE	K	0.7529609
5	5	0.25968125	5	TRUE	E	0.4452159
7	7	0.06019516	4	TRUE	E	1.1495922
9	9	0.05505382	3	TRUE	K	0.8696714
10	10	0.62554280	4	TRUE	E	0.5059117

11	11	0.96447029	3	TRUE	K	0.3317020
12	12	0.82730287	3	TRUE	E	1.7399997
14	14	0.21302545	2	TRUE	K	-0.3262169
15	15	0.73249612	1	FALSE	K	0.1485432
16	16	0.49924102	3	FALSE	K	-0.3798679
17	17	0.72977197	4	FALSE	K	0.7884411
19	19	0.43553048	3	FALSE	K	0.2583817
20	20	0.23658045	1	FALSE	E	0.2401732

2.5 tibble

tibble, Hadley Wickham tarafından geliştirilen ve **dplyr** paketi ile sıkça kullanılan bir veri yapısıdır. **tibble**, **data.frame**'e benzerdir, ancak bazı önemli farklar vardır. **tibble**, daha düzenli ve okunabilir bir çıktı üretir ve bazı varsayılan davranışları **data.frame**'den farklıdır. Modern data.frame olarak tanımlanmaktadır.

```
# tibble örneği
library(tibble)

ogrenciler_tibble <- tribble(
  ~Ad,      ~Yas, ~Cinsiyet,
  "Ali",    20,   "Erkek",
  "Ayşe",   22,   "Kadın",
  "Mehmet", 21,   "Erkek",
  "Zeynep", 23,   "Kadın"
)

# tibble'ı görüntüleme
print(ogrenciler_tibble)
```

```
# A tibble: 4 x 3
  Ad      Yas Cinsiyet
<chr> <dbl> <chr>
1 Ali      20 Erkek
2 Ayşe     22 Kadın
3 Mehmet   21 Erkek
4 Zeynep   23 Kadın
```

Yukarıdaki örnekte, “ogrenciler_tibble” adında bir **tibble** oluşturuldu. **tibble**, sütun adlarını ve içeriği daha okunabilir bir şekilde görüntüler ve sütunların başlık ve veri tipi (**~Ad**, **~Yas**, **~Cinsiyet**) gibi özelliklerini korur.

i Not

Hem **dataframe** hem de **tibble** veri analizi ve işleme işlemlerinde kullanışlıdır. Hangi veri yapısını kullanacağınız, projenizin gereksinimlerine ve kişisel tercihinize bağlıdır. Özellikle veri analizi için **dplyr** gibi paketlerle çalışırken **tibble** tercih edilir.

2.6 Faktörler

- Faktörler, verileri kategorilere ayırmak ve düzeyler halinde depolamak için kullanılan veri nesneleridir. Hem karakter hem de tam sayıları depolayabilirler.
- “Erkek,”Kadın” ve Doğru, Yanlış vb. gibi istatistiksel modelleme için veri analizinde faydalıdırlar.
- Faktörler, girdi olarak bir vektör alınarak **factor()** işlevi kullanılarak oluşturulur.

```
data <- c(rep("erkek",5),rep("kadın",7))  
print(data)
```

```
[1] "erkek" "erkek" "erkek" "erkek" "erkek" "kadın" "kadın" "kadın" "kadın"  
[10] "kadın" "kadın" "kadın"
```

```
is.factor(data)
```

```
[1] FALSE
```

```
# veriyi faktöre çevirme  
factor_data <- factor(data)  
  
print(factor_data)
```

```
[1] erkek erkek erkek erkek erkek kadın kadın kadın kadın kadın kadın kadın kadın  
Levels: erkek kadın
```

```
print(is.factor(factor_data))
```

```
[1] TRUE
```

```
as.numeric(factor_data)
```

```
[1] 1 1 1 1 1 2 2 2 2 2 2 2
```

```
# data frame için vektörler oluşturalım
boy <- c(132,151,162,139,166,147,122)
kilo <- c(48,49,66,53,67,52,40)
cinsiyet <- c("erkek","erkek","kadın","kadın","erkek","kadın","erkek")

# data frame
df <- data.frame(boy,kilo,cinsiyet)
str(df)
```

```
'data.frame':  7 obs. of  3 variables:
 $ boy      : num  132 151 162 139 166 147 122
 $ kilo     : num  48 49 66 53 67 52 40
 $ cinsiyet: chr  "erkek" "erkek" "kadın" "kadın" ...
```

```
df$cinsiyet <- factor(cinsiyet)
str(df)
```

```
'data.frame':  7 obs. of  3 variables:
 $ boy      : num  132 151 162 139 166 147 122
 $ kilo     : num  48 49 66 53 67 52 40
 $ cinsiyet: Factor w/ 2 levels "erkek","kadın": 1 1 2 2 1 2 1
```

```
print(is.factor(df$cinsiyet))
```

```
[1] TRUE
```

```
# cinsiyet kolononun seviyeleri
print(df$cinsiyet)
```

```
[1] erkek erkek kadın kadın erkek kadın erkek
Levels: erkek kadın
```

```
# seviyelerin sırası değiştirilebilir.
```

```
df2 <- c(rep("düşük",4),rep("orta",5),rep("yüksek",2))
```

```
factor_df2 <- factor(df2)
```

```
print(factor_df2)
```

```
[1] düşük düşük düşük düşük orta orta orta orta orta yüksek
[11] yüksek
Levels: düşük orta yüksek
```

```
order_df2 <- factor(factor_df2,levels = c("yüksek","orta","düşük"))
```

```
print(order_df2)
```

```
[1] düşük düşük düşük düşük orta orta orta orta orta yüksek
[11] yüksek
Levels: yüksek orta düşük
```

```
# ordered=TRUE ile seviyelerin sıralı olduğu ifade edilir
```

```
order_df2 <- factor(factor_df2,levels = c("yüksek","orta","düşük"),ordered = TRUE)
```

```
print(order_df2)
```

```
[1] düşük düşük düşük düşük orta orta orta orta orta yüksek
[11] yüksek
Levels: yüksek < orta < düşük
```

```
# Faktör seviyesi üretme
```

```
# gl() fonksiyonunu kullanarak faktör seviyeleri üretebiliriz.
```

```
# Girdi olarak kaç seviye ve her seviyeden kaç tane sayı olacağı belirtilir.
```

```
faktor <- gl(n=3, k=4, labels = c("level1", "level2","level3"),ordered = TRUE)
```

```
print(faktor)
```

```
[1] level1 level1 level1 level1 level2 level2 level2 level2 level3 level3
[11] level3 level3
Levels: level1 < level2 < level3
```

3 Fonksiyonlar

Fonksiyonlar çoğu programlama dillerinin çok önemli bir özelliğidir. Yalnızca mevcut fonksiyonları kullanmak yerine, belirli işleri yapmak için kendimize ait fonksiyonlar yazabiliriz. Ama neden fonksiyon yazmalıyız?

- Tekrarlardan kaçınmanızı sağlar.
- Yeniden kullanımı kolaylaştırır.
- Karmaşık komut dosyalarından kaçınmanıza yardımcı olur.
- Hata ayıklamayı kolaylaştırır.

Bir fonksiyonun temel kod yapısı aşağıdaki gibidir:

```
function_name <- function(arg_1, arg_2, ...) {    Function body }
```

```
# kare alma fonksiyonu
f_kare <- function(x) {
  x^2
}

f_kare(15)
```

```
[1] 225
```

```
f_kare(x=20)
```

```
[1] 400
```

```
# standart sapma fonksiyonu

# Standart sapmanın hesaplanması
# sqrt(sum((x - mean(x))^2) / (length(x) - 1))
```

```

set.seed(123) # Pseudo-randomization
x1 <- rnorm(1000, 0, 1.0)
x2 <- rnorm(1000, 0, 1.5)
x3 <- rnorm(1000, 0, 5.0)

# her serinin ayrı ayrı standart sapmasının hesaplanması
sd1 <- sqrt(sum((x1 - mean(x1))^2) / (length(x1) - 1))
sd2 <- sqrt(sum((x2 - mean(x2))^2) / (length(x2) - 1))
sd3 <- sqrt(sum((x3 - mean(x1))^2) / (length(x3) - 1))
c(sd1 = sd1, sd2 = sd2, sd3 = sd3)

```

```

      sd1      sd2      sd3
0.991695 1.514511 4.893180

```

```

# fonksiyonu oluşturalım
f_sd <- function(x) {
  result <- sqrt(sum((x - mean(x))^2) / (length(x) - 1))
  return(result)
}

sd1 <- f_sd(x1)
sd2 <- f_sd(x2)
sd3 <- f_sd(x3)
c(sd1 = sd1, sd2 = sd2, sd3 = sd3)

```

```

      sd1      sd2      sd3
0.991695 1.514511 4.891787

```

```

# standartlaştırma fonksiyonu
f_std <- function(x) {
  m <- mean(x)
  s <- sd(x)
  (x - m) / s
}

x4 <- rnorm(10,5,10)
x4

```

```

[1]  3.496925  1.722429 -9.481653 -1.972846 30.984902  4.625850 14.134919
[8]  3.154735 11.098243  4.472732

```

```
f_std(x4)
```

```
[1] -0.2517201 -0.4155359 -1.4498610 -0.7566719  2.2858821 -0.1475014  
[7]  0.7303455 -0.2833100  0.4500093 -0.1616367
```


4 Kontrol İfadeleri

Kontrol ifadeleri ve döngüler R içerisinde sıklıkla kullanılan yapılardır. Belirli şartlara bağlı olan ya da tekrarlı işlemler için oldukça faydalıdırlar. R programlama dilinde en çok kullanılan **if-else**, **for**, **while**, **next**, **break** gibi kontrol döngüleridir.

4.1 if-else

Bu kombinasyon R’de en sık kullanılan kontrol yapılarından. Bu yapıda, bir koşulu test edebilir ve doğru veya yanlış olmasına bağlı olarak ona göre hareket edebilirsiniz. if-else kombinasyonlarında aşağıdaki yapılar kullanılmaktadır.

```
if (condition){  
#do something if condition is true  
}
```

```
if (condition){  
#do something if condition is true  
}  
else{  
#do something if condition is not true  
}
```

```
if (condition){  
  
#do something if condition is true  
  
} else if (condition2) {  
  
#do something if condition2 is true  
  
} else {  
  
#do something if neither condition 1 nor condition 2 is true  
  
}
```

```
}
```

```
x <- 8

if (x < 10) {
  print("x 10'dan küçüktür")
} else {
  print("x 10'dan büyüktür ya da 10'a eşittir")
}
```

```
[1] "x 10'dan küçüktür"
```

```
# ifelse
# ifelse(condition, do_if_true, do_if_false)
df <- data.frame(value = 1:9)
df$group <- ifelse(df$value <= 3, 1, ifelse(df$value > 3 & df$value <= 6, 2, 3))
df
```

	value	group
1	1	1
2	2	1
3	3	1
4	4	2
5	5	2
6	6	2
7	7	3
8	8	3
9	9	3

4.2 Döngüler

- **for** döngüleri bir tekrarlayıcı değişken alır ve ona bir diziden veya vektörden ardışık değerler atar. En yaygın olarak bir nesnenin öğeleri üzerinde tekrarlayan işlem yapmak için kullanılır.
- **while** döngüleri bir şartı test ederek başlar. Eğer denenecek şart doğru ise istenilen komutlar yerine getirilir. Döngü şartın doğru olmadığı ana kadar devam eder.
- **repeat** sonsuz bir döngü oluşturur. Döngüden çıkmak için **break** kullanılır.

- **next** ifadesi ile bir döngüdeki belirli tekrarlar atlanabilir.

```
for (i in 1:5) {
  print(i)
}
```

```
[1] 1
[1] 2
[1] 3
[1] 4
[1] 5
```

```
v <- LETTERS[1:4]
for ( i in v) {
  print(i)
}
```

```
[1] "A"
[1] "B"
[1] "C"
[1] "D"
```

```
# dataframe içerisinde for
for (i in 1:nrow(df)){

  df[i,"multiply"] <- df[i,"value"] * df[i,"group"]
}

# i yerine farklı ifade de kullanılabilir
(x <- data.frame(age=c(28, 35, 13, 13),
                 height=c(1.62, 1.53, 1.83, 1.71),
                 weight=c(65, 59, 72, 83)))
```

	age	height	weight
1	28	1.62	65
2	35	1.53	59
3	13	1.83	72
4	13	1.71	83

```

for (var in colnames(x)) {
  m <- mean(x[, var])
  print(paste("Average", var, "is", m))
}

```

```

[1] "Average age is 22.25"
[1] "Average height is 1.6725"
[1] "Average weight is 69.75"

```

```

# while

x <- 0

while (x^2 < 20) {
  print(x)      # Print x
  x <- x + 1    # x'i bir artır
}

```

```

[1] 0
[1] 1
[1] 2
[1] 3
[1] 4

```

```

# repeat

x <- 0

repeat {
  if (x^2 > 20) break      # bu koşul sağlandığında döngüyü bitir
  print(x)
  x <- x + 1              # x'i bir artır
}

```

```

[1] 0
[1] 1
[1] 2
[1] 3
[1] 4

```

```
# next

for(i in 1:7) {
  if (i==4) next # i=4 olduğunda atla
  print(1:i)
}
```

```
[1] 1
[1] 1 2
[1] 1 2 3
[1] 1 2 3 4 5
[1] 1 2 3 4 5 6
[1] 1 2 3 4 5 6 7
```

```
(s <- seq(1,10,1))
```

```
[1] 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10
```

```
for (i in s) {
  if (i%%2 == 1) { # mod
    next
  } else {
    print(i)
  }
}
```

```
[1] 2
[1] 4
[1] 6
[1] 8
[1] 10
```

```
# döngü içinde döngü
```

```
(mat <- matrix(nrow=4, ncol=4))
```

	[,1]	[,2]	[,3]	[,4]
[1,]	NA	NA	NA	NA
[2,]	NA	NA	NA	NA
[3,]	NA	NA	NA	NA
[4,]	NA	NA	NA	NA

```
nr <- nrow(mat)
nc <- ncol(mat)

# matrisin içini dolduralım
for(i in 1:nr) {
  for (j in 1:nc) {
    mat[i, j] = i * j
  }
}

mat
```

	[,1]	[,2]	[,3]	[,4]
[1,]	1	2	3	4
[2,]	2	4	6	8
[3,]	3	6	9	12
[4,]	4	8	12	16

5 Tarih ve Zaman İşlemleri

Tarihler, Date sınıfı tarafından temsil edilir ve **as.Date()** işlevi kullanılarak bir karakter dizesinden oluşturulabilir. Bu, R’de bir Date nesnesi elde etmenin yaygın bir yoludur. Date sınıfı varsayılan olarak tarihleri 1 Ocak 1970’den bu yana geçen günlerin sayısı olarak temsil eder. **as.Date()** işlevinin kullanılması bir karakter dizesinden Date nesneleri oluşturmamıza olanak tanır. Varsayılan biçim “YYYY/m/d” veya “YYYY-m-d” şeklindedir.

```
Sys.Date()
```

```
[1] "2023-12-25"
```

```
class(Sys.Date())
```

```
[1] "Date"
```

```
myDate <- as.Date("2022-01-04")
```

```
class(myDate)
```

```
[1] "Date"
```

```
# format argümanı ile tarih formatı tanımlanabilir  
as.Date("12/31/2021", format = "%m/%d/%Y")
```

```
[1] "2021-12-31"
```

```
# year  
format(myDate, "%Y")
```

```
[1] "2022"
```

```
as.numeric(format(myDate, "%Y"))
```

```
[1] 2022
```

```
# weekday  
weekdays(myDate)
```

```
[1] "Salı"
```

```
# month  
months(myDate)
```

```
[1] "Ocak"
```

```
# quarters  
quarters(myDate)
```

```
[1] "Q1"
```

```
# create date sequence  
date_week <- seq(from = as.Date("2021-10-1"),  
  to = as.Date("2021/12/31"),  
  by = "1 week")
```

```
date_week
```

```
[1] "2021-10-01" "2021-10-08" "2021-10-15" "2021-10-22" "2021-10-29"  
[6] "2021-11-05" "2021-11-12" "2021-11-19" "2021-11-26" "2021-12-03"  
[11] "2021-12-10" "2021-12-17" "2021-12-24" "2021-12-31"
```

```
date_day <- seq(from = as.Date("2021-12-15"),  
  to = as.Date("2021/12/31"),  
  by = "day")
```

```
date_day
```



```
[1] "2021-12-15" "2021-12-16" "2021-12-17" "2021-12-18" "2021-12-19"
[6] "2021-12-20" "2021-12-21" "2021-12-22" "2021-12-23" "2021-12-24"
[11] "2021-12-25" "2021-12-26" "2021-12-27" "2021-12-28" "2021-12-29"
[16] "2021-12-30" "2021-12-31"
```

```
date_month <- seq(from = as.Date("2021-1-15"),
  to = as.Date("2021/12/31"),
  by = "month")
```

```
date_month
```

```
[1] "2021-01-15" "2021-02-15" "2021-03-15" "2021-04-15" "2021-05-15"
[6] "2021-06-15" "2021-07-15" "2021-08-15" "2021-09-15" "2021-10-15"
[11] "2021-11-15" "2021-12-15"
```

Temel R **POSIXt** sınıfları, saat dilimlerini kontrol ederek tarih ve saatlere izin verir. R’de kullanılabilen iki POSIXt alt sınıfı vardır: **POSIXct** ve **POSIXlt**. POSIXct sınıfı, GMT (UTC – evrensel saat, koordineli) 1970-01-01 gece yarısından bu yana işaretli saniye sayısı olarak tarih-saat değerlerini temsil eder. POSIXlt sınıfı, tarih-saat değerlerini, saniye (sn), dakika (dk), saat (saat), ayın günü (mday), ay (mon), yıl (yıl), gün için öğeleri içeren adlandırılmış bir liste olarak temsil eder.

Tarih-saatleri temsil eden en yaygın format kodları seti, `strptime()` işlevinin yardım dosyasında listelenmiştir (konsolunuza `help(strptime)` yazın).

```
Sys.time()
```

```
[1] "2023-12-25 17:38:05 +03"
```

```
class(Sys.time())
```

```
[1] "POSIXct" "POSIXt"
```

```
myDateTime <- "2021-12-11 22:10:35"
myDateTime
```

```
[1] "2021-12-11 22:10:35"
```

```
class(myDateTime)
```

```
[1] "character"
```

```
as.POSIXct(myDateTime)
```

```
[1] "2021-12-11 22:10:35 +03"
```

```
class(as.POSIXct(myDateTime))
```

```
[1] "POSIXct" "POSIXt"
```

```
Sys.timezone()
```

```
[1] "Europe/Istanbul"
```

```
as.POSIXct("30-12-2021 23:25", format = "%d-%m-%Y %H:%M")
```

```
[1] "2021-12-30 23:25:00 +03"
```

```
myDateTime.POSIXlt <- as.POSIXlt(myDateTime)
```

```
# seconds
```

```
myDateTime.POSIXlt$sec
```

```
[1] 35
```

```
# minutes
```

```
myDateTime.POSIXlt$min
```

```
[1] 10
```

```
# hours
myDateTime.POSIXlt$hour
```

```
[1] 22
```

```
# POSIXt nesneleri tarih formatına dönüştürülebilir.
as.Date(myDateTime.POSIXlt)
```

```
[1] "2021-12-11"
```

lubridate paketi, R'de tarih ve saatlerle çalışmayı kolaylaştıran çeşitli işlevler sağlar. Lubridate paketi, `ymd()`, `ymd_hms()`, `dmy()`, `dmy_hms()`, `mdy()` gibi işlevler sağlayarak tarih-zamanların ayrıştırılmasını kolay ve hızlı hale getirir.

```
library(lubridate)
```

Attaching package: 'lubridate'

The following objects are masked from 'package:base':

```
date, intersect, setdiff, union
```

```
# convert a number into a data object
ymd(20211215) # year-month-date
```

```
[1] "2021-12-15"
```

```
ymd_hm(202112121533) # year-month-date-hour-minute
```

```
[1] "2021-12-12 15:33:00 UTC"
```

```
mdy("Aralık 13, 2021") # month date year
```

```
[1] "2021-12-13"
```

```
mdy("12 18, 2021") # month date year
```

```
[1] "2021-12-18"
```

```
dmy(241221) # day-month-year
```

```
[1] "2021-12-24"
```

```
dmy(24122021) # day-month-year
```

```
[1] "2021-12-24"
```

```
today <- Sys.time()  
today
```

```
[1] "2023-12-25 17:38:05 +03"
```

```
year(today) # year
```

```
[1] 2023
```

```
month(today) # month
```

```
[1] 12
```

```
month(today, label = TRUE) # labeled month
```

```
[1] Ara
```

```
12 Levels: Oca < Şub < Mar < Nis < May < Haz < Tem < Ağu < Eyl < ... < Ara
```

```
month(today, label = TRUE, abbr = FALSE) # labeled month
```

```
[1] Aralık
```

```
12 Levels: Ocak < Şubat < Mart < Nisan < Mayıs < Haziran < ... < Aralık
```

```
week(today) # week
```

```
[1] 52
```

```
mday(today) # day
```

```
[1] 25
```

```
wday(today) # weekday
```

```
[1] 2
```

```
wday(today, label = TRUE) # labeled weekday
```

```
[1] Pzt
```

```
Levels: Paz < Pzt < Sal < Çar < Per < Cum < Cmt
```

```
wday(today, label = TRUE, abbr = FALSE) # labeled weekday
```

```
[1] Pazartesi
```

```
7 Levels: Pazar < Pazartesi < Salı < Çarşamba < Perşembe < ... < Cumartesi
```

```
yday(today) # day of the year
```

```
[1] 359
```

```
hour(today) # hour
```

```
[1] 17
```

```
minute(today) # minute
```

```
[1] 38
```

```
second(today) # second
```

```
[1] 5.418696
```

Yukarıda listelenen çeşitli işlevlere ek olarak, **zoo** paketindeki **as.yearmon()** ve **as.yearqtr()** işlevleri, düzenli aralıklarla aylık ve üç aylık verilerle çalışırken uygundur.

```
library(zoo)
```

```
Attaching package: 'zoo'
```

```
The following objects are masked from 'package:base':
```

```
as.Date, as.Date.numeric
```

```
as.yearmon(today)
```

```
[1] "Ara 2023"
```

```
format(as.yearmon(today), "%B %Y")
```

```
[1] "Aralık 2023"
```

```
format(as.yearmon(today), "%Y-%m")
```

```
[1] "2023-12"
```

```
as.yearqtr(today)
```

```
[1] "2023 Q4"
```

```
# dataframe içerisinde tarih kullanmak
df <-
  data.frame(date = c(
    "2010-02-01",
    "20110522",
    "2009/04/30",
    "2012 11 05",
    "11-9-2015"
  ))

df$date2 <- as.Date(parse_date_time(df$date, c("ymd", "mdy")))
df
```

	date	date2
1	2010-02-01	2010-02-01
2	20110522	2011-05-22
3	2009/04/30	2009-04-30
4	2012 11 05	2012-11-05
5	11-9-2015	2015-11-09

6 Metin İşlemleri

R'de bir çift tek tırnak veya çift tırnak içine yazılan herhangi bir değer, bir karakter olarak kabul edilir. Karakter yapısına sahip olan verilerin analizi özellikle metin madenciliği konusunda kullanışlıdır. Karakter nesneleri üzerinde çalışmak için kullanılabilecek birçok fonksiyon vardır.

```
# as.character  
as.character(3.14)
```

```
[1] "3.14"
```

```
class(as.character(3.14))
```

```
[1] "character"
```

```
# paste and paste0 karakter verilerini birleştirir  
  
first <- "Fatih"  
last <- "Tüzen"  
paste(first,last) # default olarak arada boşluk bırakır
```

```
[1] "Fatih Tüzen"
```

```
paste0(first,last) # default olarak arada boşluk yoktur
```

```
[1] "FatihTüzen"
```

```
paste("R","Python","SPSS",sep = "-")
```

```
[1] "R-Python-SPSS"
```



```
# grep fonksiyonu metin vektörünün içinde belirli bir deseni arar
```

```
x <- c("R programı","program","istatistik","programlama dili","bilgisayar","matematik")  
grep("program",x)
```

```
[1] 1 2 4
```

```
grep("^ist",x) # ist ile başlayan ifadelerin olduğu yerler
```

```
[1] 3
```

```
grep("tik$",x) # tik ile biten ifadelerin olduğu yerler
```

```
[1] 3 6
```

```
# grepl TRUE-FALSE olarak sonuç döndürür
```

```
grepl("tik$",x) # tik ile biten ifadelerin olduğu yerler
```

```
[1] FALSE FALSE TRUE FALSE FALSE TRUE
```

```
x[grepl("tik$",x)] # tik ile biten ifadelerin olduğu yerler
```

```
[1] "istatistik" "matematik"
```

```
x[grepl("tik$",x)] # tik ile biten ifadelerin olduğu yerler
```

```
[1] "istatistik" "matematik"
```

```
# nchar karakter uzunluğunu verir
```

```
nchar(x)
```

```
[1] 10 7 10 16 10 9
```

```
nchar("R Programlama") # boşluklar da sayılır!
```

```
[1] 13
```

```
# tolower ve toupper  
toupper("program") # karakteri büyük harf yapar
```

```
[1] "PROGRAM"
```

```
tolower(c("SPSS","R","PYTHON")) # karakteri küçük harf yapar
```

```
[1] "spss"      "r"          "python"
```

```
# substr ve substring ile karakter parçalama yapılır  
substr("123456789",start = 3, stop = 6)
```

```
[1] "3456"
```

```
substring("123456789", first =3, last = 6)
```

```
[1] "3456"
```

```
x <- "R Programlama"  
substr(x,nchar(x)-3,nchar(x)) # son 4 karakteri getir
```

```
[1] "lama"
```

```
# strsplit karakteri bölme işini yapar  
strsplit("Ankara;İstanbul;İzmir",split = ";")
```

```
[[1]]
```

```
[1] "Ankara"      "İstanbul"    "İzmir"
```

7 Apply Ailesi

Apply() ailesi, matrislerden, dizilerden, listelerden ve veri çerçevelerinden tekrarlayan bir şekilde veri dilimlerini işlemek için fonksiyonlarla doldurulur. Bu fonksiyonlar sayesinde döngü yapılarının kullanılmasından kaçınır. Bir girdi listesi, matris veya dizi üzerinde hareket ederler ve bir veya birkaç isteğe bağlı argümanla adlandırılmış bir fonksiyon uygularlar.

- `apply()`: bir dizinin ya da matrisin satır ya da sütunlarına fonksiyon uygular.
- `lapply()`: liste üzerindeki her elemana fonksiyon uygular.
- `sapply()`: `lapply` fonksiyonu ile aynıdır ancak çıktısı matris ya da veri çerçevesidir.
- `mapply()`: `lapply` fonksiyonunun çoklu versiyonudur.
- `tapply()`: faktör ya da grup düzeyinde fonksiyon uygular.

```
# apply
x <-matrix(rnorm(30), nrow=5, ncol=6)
x
```

	[,1]	[,2]	[,3]	[,4]	[,5]	[,6]
[1,]	-0.230100088	-0.70163999	0.6313825	0.08399443	0.83884104	-0.5844489
[2,]	0.008953817	-0.18261738	-0.3356496	-1.21736853	0.76982699	-1.0008397
[3,]	-0.227024232	-0.85838773	0.6975943	-1.47520382	-0.84279209	-1.1574617
[4,]	-0.663394437	-1.55844096	1.4997443	-0.32467163	-0.08505356	0.7144678
[5,]	0.385403307	0.08866406	0.6836027	-1.31249470	1.15790600	0.2425295

```
apply(x, 2 ,sum) # sütunlar üzerinde işlem yapar
```

```
[1] -0.7261616 -3.2124220  3.1766742 -4.2457443  1.8387284 -1.7857529
```

```
apply(x, 1 ,sum) # satırlar üzerinde işlem yapar
```

```
[1]  0.0380290 -1.9576943 -3.8632752 -0.4173485  1.2456109
```

```
apply(x, 2 ,sd)
```

```
[1] 0.3833184 0.6393641 0.6511981 0.6870321 0.8182882 0.8084677
```

```
apply(x, 1 ,mean)
```

```
[1] 0.006338166 -0.326282391 -0.643879206 -0.069558083 0.207601812
```

```
mat <- matrix(c(1:12),nrow=4)
mat
```

```
      [,1] [,2] [,3]
[1,]     1     5     9
[2,]     2     6    10
[3,]     3     7    11
[4,]     4     8    12
```

```
apply(mat,2,function(x) x^2) # gözlemlerin karesi alınır
```

```
      [,1] [,2] [,3]
[1,]     1    25    81
[2,]     4    36   100
[3,]     9    49   121
[4,]    16    64   144
```

```
apply(mat,2, quantile,probs=c(0.25,0.5,0.75)) # extra argüman eklenebilir
```

```
      [,1] [,2] [,3]
25% 1.75 5.75 9.75
50% 2.50 6.50 10.50
75% 3.25 7.25 11.25
```

```
# lapply
```

```
a <-matrix(1:9, 3,3)
```

```

b <-matrix(4:15, 4,3)
c <-matrix(8:10, 3,2)
mylist<-list(a,b,c)
mylist

```

```

[[1]]
      [,1] [,2] [,3]
[1,]     1     4     7
[2,]     2     5     8
[3,]     3     6     9

```

```

[[2]]
      [,1] [,2] [,3]
[1,]     4     8    12
[2,]     5     9    13
[3,]     6    10    14
[4,]     7    11    15

```

```

[[3]]
      [,1] [,2]
[1,]     8     8
[2,]     9     9
[3,]    10    10

```

```

lapply(mylist,mean)

```

```

[[1]]
[1] 5

```

```

[[2]]
[1] 9.5

```

```

[[3]]
[1] 9

```

```

lapply(mylist,sum)

```

```

[[1]]
[1] 45

```

```
[[2]]  
[1] 114
```

```
[[3]]  
[1] 54
```

```
lapply(mylist, function(x) x[,1]) # listedeki her matrisin ilk kolonunu çıkar
```

```
[[1]]  
[1] 1 2 3
```

```
[[2]]  
[1] 4 5 6 7
```

```
[[3]]  
[1] 8 9 10
```

```
mylist2 <- list(a = 1:4, b = rnorm(10), c = rnorm(20, 1), d = rnorm(100, 5))  
mylist2
```

```
$a  
[1] 1 2 3 4
```

```
$b  
[1] -0.4283601 -1.7379530 -2.7853723 1.0937715 0.8471561 0.4917568  
[7] -0.8388146 -0.6137568 -0.3567499 -0.9766411
```

```
$c  
[1] 0.39355834 0.08151052 1.51055065 0.27966401 1.75235918 0.98844990  
[7] 2.65510606 2.36991016 1.50739835 0.09163799 1.99027272 1.27243243  
[13] 0.88459581 0.03233636 0.31072625 0.80059305 1.73921147 -0.32148160  
[19] 2.32382295 2.13922038
```

```
$d  
[1] 3.737750 5.983020 5.280389 3.277922 4.275641 6.384722 5.392228 4.218388  
[9] 5.775689 3.498493 4.851033 3.124921 5.905383 3.630809 4.023036 5.898026  
[17] 4.133505 6.141493 4.205959 3.730453 6.234426 4.653007 6.754251 6.179029  
[25] 3.985514 5.986126 4.555791 4.575738 6.106523 3.976326 4.201788 4.550470  
[33] 6.854385 6.391990 4.285960 5.416807 5.497379 3.900122 4.295068 5.410636
```

```
[41] 3.604568 6.241269 4.551405 4.459277 5.466613 4.506980 5.932207 4.583357
[49] 4.704138 4.852910 4.675910 5.168269 4.138749 3.061964 5.094740 4.796135
[57] 3.784765 5.824811 4.927007 4.755196 5.215905 4.101077 6.181052 3.507421
[65] 6.203534 4.156585 6.450404 6.408682 4.687214 6.179298 4.243341 6.678980
[73] 5.586735 5.147336 3.939492 4.262033 4.095497 4.061510 5.103087 4.863453
[81] 5.753434 4.650764 6.059513 5.125056 5.226419 5.894673 6.113728 4.686735
[89] 3.327157 4.975054 5.749537 5.006948 5.751254 5.169497 4.381528 3.919288
[97] 5.832733 5.490146 7.514530 3.875821
```

```
lapply(mylist2, mean)
```

```
$a
```

```
[1] 2.5
```

```
$b
```

```
[1] -0.5304963
```

```
$c
```

```
[1] 1.140094
```

```
$d
```

```
[1] 4.979869
```

```
# sapply
```

```
head(cars)
```

```
  speed dist
1     4    2
2     4   10
3     7    4
4     7   22
5     8   16
6     9   10
```

```
lapply(cars,sum)
```

```
$speed
```

```
[1] 770
```

```
$dist  
[1] 2149
```

```
sapply(cars,sum)
```

```
speed  dist  
770    2149
```

```
sapply(cars,median)
```

```
speed  dist  
15     36
```

```
sapply(cars,mean)
```

```
speed  dist  
15.40 42.98
```

```
# mapply
```

```
l1 <- list(a=c(1:5),b=c(6:10))  
l2 <- list(c=c(11:15),d=c(16:20))
```

```
mapply(sum,l1$a,l1$b,l2$c,l2$d) # gözlemlerin toplamı
```

```
[1] 34 38 42 46 50
```

```
mapply(prod,l1$a,l1$b,l2$c,l2$d) # gözlemlerin çarpımı
```

```
[1] 1056 2856 5616 9576 15000
```

```
# tapply
```

```
df <- data.frame(x =round(runif(15,min=1,max=10)),
```



```
df                                     group=sample(c(1:3),15,replace = TRUE))
```

```

  x group
1 9     3
2 4     2
3 7     1
4 8     2
5 5     2
6 1     2
7 3     1
8 6     3
9 6     1
10 6    3
11 9     1
12 9     1
13 4     2
14 6     1
15 4     3

```

```
tapply(df$x,df$group, FUN = mean)
```

```

      1      2      3
6.666667 4.400000 6.250000

```

```
tapply(df$x,df$group, FUN = sum)
```

```

 1  2  3
40 22 25

```

```
tapply(df$x,df$group, FUN = length)
```

```

1 2 3
6 5 4

```

```
tapply(df$x,df$group, FUN = range)
```

```
$`1`  
[1] 3 9
```

```
$`2`  
[1] 1 8
```

```
$`3`  
[1] 4 9
```

8 Verilerin İçe ve Dışa Aktarılması

Temel anlamda R içerisinde excel ortamından (virgül ya da noktalı virgül ile ayrılmış) veri aktarımı (import) için `read.table`, `read.csv`, `read.csv2` fonksiyonları kullanılmaktadır. Excel'den veri aktarımı için `readxl` veya `openxlsx` paketi kullanılabilir. Verilerin dışa aktarılması için ise `write.csv`, `write.table` fonksiyonları kullanılabilir.

```
# delimiter/separator , ise
mtcars_csv <- read.csv("datasets/mtcars_csv.csv")
str(mtcars_csv)
```

```
'data.frame': 32 obs. of 12 variables:
 $ car : chr "Mazda RX4" "Mazda RX4 Wag" "Datsun 710" "Hornet 4 Drive" ...
 $ mpg : num 21 21 22.8 21.4 18.7 18.1 14.3 24.4 22.8 19.2 ...
 $ cyl : int 6 6 4 6 8 6 8 4 4 6 ...
 $ disp: num 160 160 108 258 360 ...
 $ hp : int 110 110 93 110 175 105 245 62 95 123 ...
 $ drat: num 3.9 3.9 3.85 3.08 3.15 2.76 3.21 3.69 3.92 3.92 ...
 $ wt : num 2.62 2.88 2.32 3.21 3.44 ...
 $ qsec: num 16.5 17 18.6 19.4 17 ...
 $ vs : int 0 0 1 1 0 1 0 1 1 1 ...
 $ am : int 1 1 1 0 0 0 0 0 0 0 ...
 $ gear: int 4 4 4 3 3 3 3 4 4 4 ...
 $ carb: int 4 4 1 1 2 1 4 2 2 4 ...
```

```
# stringsAsFactors karakter kolonları faktöre çevirir
mtcars_csv <- read.csv("datasets/mtcars_csv.csv",
                      stringsAsFactors = TRUE)
str(mtcars_csv)
```

```
'data.frame': 32 obs. of 12 variables:
 $ car : Factor w/ 32 levels "AMC Javelin",...: 18 19 5 13 14 31 7 21 20 22 ...
 $ mpg : num 21 21 22.8 21.4 18.7 18.1 14.3 24.4 22.8 19.2 ...
 $ cyl : int 6 6 4 6 8 6 8 4 4 6 ...
 $ disp: num 160 160 108 258 360 ...
```

```

$ hp : int 110 110 93 110 175 105 245 62 95 123 ...
$ drat: num 3.9 3.9 3.85 3.08 3.15 2.76 3.21 3.69 3.92 3.92 ...
$ wt : num 2.62 2.88 2.32 3.21 3.44 ...
$ qsec: num 16.5 17 18.6 19.4 17 ...
$ vs : int 0 0 1 1 0 1 0 1 1 1 ...
$ am : int 1 1 1 0 0 0 0 0 0 0 ...
$ gear: int 4 4 4 3 3 3 3 4 4 4 ...
$ carb: int 4 4 1 1 2 1 4 2 2 4 ...

```

```
# delimiter/separator ; ise
```

```
mtcars_csv2 <- read.csv2("datasets/mtcars_csv2.csv")
str(mtcars_csv2)
```

```

'data.frame': 32 obs. of 12 variables:
 $ car : chr "Mazda RX4" "Mazda RX4 Wag" "Datsun 710" "Hornet 4 Drive" ...
 $ mpg : chr "21" "21" "22.8" "21.4" ...
 $ cyl : int 6 6 4 6 8 6 8 4 4 6 ...
 $ disp: chr "160" "160" "108" "258" ...
 $ hp : int 110 110 93 110 175 105 245 62 95 123 ...
 $ drat: chr "3.9" "3.9" "3.85" "3.08" ...
 $ wt : chr "2.62" "2.875" "2.32" "3.215" ...
 $ qsec: chr "16.46" "17.02" "18.61" "19.44" ...
 $ vs : int 0 0 1 1 0 1 0 1 1 1 ...
 $ am : int 1 1 1 0 0 0 0 0 0 0 ...
 $ gear: int 4 4 4 3 3 3 3 4 4 4 ...
 $ carb: int 4 4 1 1 2 1 4 2 2 4 ...

```

```
# read.table
```

```

mtcars_csv <- read.table("datasets/mtcars_csv.csv",
                        sep = ",",
                        header = TRUE)

mtcars_csv2 <- read.table("datasets/mtcars_csv2.csv",
                        sep = ";",
                        header = TRUE)

```

```
# txt uzantılı dosyalar
```

```
mtcars_txt <- read.table("datasets/mtcars_txt.txt",
```

```

      sep = ";",
      header = TRUE)

# excel dosyaları için
library(readxl)
mtcars_excel <- read_excel("datasets/mtcars_excel.xlsx",
                           sheet = "mtcars")

str(mtcars_excel)

tibble [32 x 12] (S3: tbl_df/tbl/data.frame)
 $ car : chr [1:32] "Mazda RX4" "Mazda RX4 Wag" "Datsun 710" "Hornet 4 Drive" ...
 $ mpg : num [1:32] 21 21 22.8 21.4 18.7 18.1 14.3 24.4 22.8 19.2 ...
 $ cyl : num [1:32] 6 6 4 6 8 6 8 4 4 6 ...
 $ disp: num [1:32] 160 160 108 258 360 ...
 $ hp  : num [1:32] 110 110 93 110 175 105 245 62 95 123 ...
 $ drat: num [1:32] 3.9 3.9 3.85 3.08 3.15 2.76 3.21 3.69 3.92 3.92 ...
 $ wt  : num [1:32] 2.62 2.88 2.32 3.21 3.44 ...
 $ qsec: num [1:32] 16.5 17 18.6 19.4 17 ...
 $ vs  : num [1:32] 0 0 1 1 0 1 0 1 1 1 ...
 $ am  : num [1:32] 1 1 1 0 0 0 0 0 0 0 ...
 $ gear: num [1:32] 4 4 4 3 3 3 3 4 4 4 ...
 $ carb: num [1:32] 4 4 1 1 2 1 4 2 2 4 ...

mtcars_excel2 <- read_excel("datasets/mtcars_excel.xlsx",
                           sheet = "mtcars2")

New names:
* `` -> `...2`
* `` -> `...3`
* `` -> `...4`
* `` -> `...5`

str(mtcars_excel2) # tablo 2. satırdan başlıyor o yüzden tablo başlıkları hatalı

tibble [33 x 5] (S3: tbl_df/tbl/data.frame)
 $ mtcars verisi: chr [1:33] "car" "Mazda RX4" "Mazda RX4 Wag" "Datsun 710" ...
 $ ...2          : chr [1:33] "mpg" "21" "21" "22.8" ...
 $ ...3          : chr [1:33] "cyl" "6" "6" "4" ...
 $ ...4          : chr [1:33] "disp" "160" "160" "108" ...
 $ ...5          : chr [1:33] "hp" "110" "110" "93" ...

```

```
# istenilen satırı atlayarak istenilen sheet adı için,
mtcars_excel2 <- read_excel("datasets/mtcars_excel.xlsx",
                           sheet = "mtcars2",
                           skip = 1)

str(mtcars_excel2)
```

```
tibble [32 x 5] (S3: tbl_df/tbl/data.frame)
```

```
$ car : chr [1:32] "Mazda RX4" "Mazda RX4 Wag" "Datsun 710" "Hornet 4 Drive" ...
$ mpg : num [1:32] 21 21 22.8 21.4 18.7 18.1 14.3 24.4 22.8 19.2 ...
$ cyl : num [1:32] 6 6 4 6 8 6 8 4 4 6 ...
$ disp: num [1:32] 160 160 108 258 360 ...
$ hp  : num [1:32] 110 110 93 110 175 105 245 62 95 123 ...
```

```
# export
```

```
write.csv(mtcars_csv,"write_mtcars.csv",
          row.names = FALSE)
```

```
write.table(mtcars_csv,"write_mtcars.csv",
            row.names = FALSE,
            sep = ";")
```

```
openxlsx::write.xlsx(mtcars_csv,"write_mtcars.xlsx")
```

Veri Manipulasyonu



Veri manipölasyonu, veri çerçevesi üzerinde verileri dönüştürmek, filtrelemek, birleştirmek veya yeniden düzenlemek gibi işlemleri içeren önemli bir veri bilimi becerisidir. R programlama dili, veri manipölasyonu için oldukça güçlü ve esnek bir araç sunar. Bu yazıda, R kullanarak veri manipölasyonunu nasıl yapabileceğinizi öğreneceğiz.

Veri manipölasyonu için R’da yaygın olarak kullanılan iki ana kavram, “veri çerçevesi” ve “paketler”dir. Veri çerçevesi, verileri tablo şeklinde düzenleyen ve işleyen veri yapısıdır. R’da veri çerçevesi, **data.frame** türünden nesnelerdir. Veri manipölasyonu için kullanabileceğiniz birçok paket vardır, ancak en yaygın kullanılanlar arasında **dplyr** ve **tidyr** bulunur. Bu paketler, veri manipölasyonunu kolaylaştırmak için bir dizi işlev içerir.

dplyr, RStudio’da Hadley Wickham tarafından geliştirilmiş ve en yaygın veri işleme zorluklarını çözmenize yardımcı olan bir veri işleme dil bilgisidir. **dplyr** paketi, **devtools** paketi ve **install_github()** fonksiyonu kullanılarak **CRAN**’dan veya **GitHub**’dan kurulabilir. GitHub deposu genellikle paketteki en son güncellemeleri ve geliştirme sürümünü içerir.

CRAN sayfasından yüklemek için;

```
> install.packages("dplyr")
```

GitHub sayfasından yüklemek için;

```
> install_github("hadley/dplyr")
```

dplyr paketinde sıklıkla kullanılan fonksiyonlar şunlardır:

- **select** : veri çerçevesinden istenilen sütunları seçer.
- **filter** : mantıksal koşullara dayalı olarak bir veri çerçevesinden satırları filtreler.
- **arrange** : satırları sıralar.
- **rename** : sütun isimlerini yeniden isimlendirir.
- **mutate** : yeni değişkenler/sütunlar ekler veya mevcut değişkenleri dönüştürür.
- **summarise/ summarize** : veri çerçevesindeki farklı değişkenlerin özet istatistiklerini oluşturur
- **%>%** (pipe) operatörü birden çok eylemi ardışık düzende zincirleme şekilde birbirine bağlamak için kullanılır.

Veri manipülasyonu ile örnekler için bazen küçük veri setleri oluşturulacaktır bazen de 2015 yılı ABD nüfus sayımına ilişkin [counties](#) veri seti kullanılacaktır. Bu veri setinde eyalet ve şehir detayında nüfus, gelir, ırk, coğrafi yapı, işgücü gibi değişkenler yer almaktadır.

```
library(dplyr)
counties <- readRDS("datasets/counties.rds")

# veri setinin yapısı hakkında bilgi sağlar
glimpse(counties)
```

```
Rows: 3,138
Columns: 40
$ census_id      <chr> "1001", "1003", "1005", "1007", "1009", "1011", "10~
$ state          <chr> "Alabama", "Alabama", "Alabama", "Alabama", "Alabam~
$ county         <chr> "Autauga", "Baldwin", "Barbour", "Bibb", "Blount", ~
$ region         <chr> "South", "South", "South", "South", "South", "South~
$ metro          <chr> "Metro", "Metro", "Nonmetro", "Metro", "Metro", "No~
$ population     <dbl> 55221, 195121, 26932, 22604, 57710, 10678, 20354, 1~
$ men            <dbl> 26745, 95314, 14497, 12073, 28512, 5660, 9502, 5627~
$ women         <dbl> 28476, 99807, 12435, 10531, 29198, 5018, 10852, 603~
$ hispanic       <dbl> 2.6, 4.5, 4.6, 2.2, 8.6, 4.4, 1.2, 3.5, 0.4, 1.5, 7~
$ white          <dbl> 75.8, 83.1, 46.2, 74.5, 87.9, 22.2, 53.3, 73.0, 57.~
$ black          <dbl> 18.5, 9.5, 46.7, 21.4, 1.5, 70.7, 43.8, 20.3, 40.3,~
```



```

$ native          <dbl> 0.4, 0.6, 0.2, 0.4, 0.3, 1.2, 0.1, 0.2, 0.2, 0.6, 0~
$ asian           <dbl> 1.0, 0.7, 0.4, 0.1, 0.1, 0.2, 0.4, 0.9, 0.8, 0.3, 0~
$ pacific         <dbl> 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0~
$ citizens        <dbl> 40725, 147695, 20714, 17495, 42345, 8057, 15581, 88~
$ income          <dbl> 51281, 50254, 32964, 38678, 45813, 31938, 32229, 41~
$ income_err      <dbl> 2391, 1263, 2973, 3995, 3141, 5884, 1793, 925, 2949~
$ income_per_cap  <dbl> 24974, 27317, 16824, 18431, 20532, 17580, 18390, 21~
$ income_per_cap_err <dbl> 1080, 711, 798, 1618, 708, 2055, 714, 489, 1366, 15~
$ poverty         <dbl> 12.9, 13.4, 26.7, 16.8, 16.7, 24.6, 25.4, 20.5, 21.~
$ child_poverty   <dbl> 18.6, 19.2, 45.3, 27.9, 27.2, 38.4, 39.2, 31.6, 37.~
$ professional    <dbl> 33.2, 33.1, 26.8, 21.5, 28.5, 18.8, 27.5, 27.3, 23.~
$ service         <dbl> 17.0, 17.7, 16.1, 17.9, 14.1, 15.0, 16.6, 17.7, 14.~
$ office          <dbl> 24.2, 27.1, 23.1, 17.8, 23.9, 19.7, 21.9, 24.2, 26.~
$ construction    <dbl> 8.6, 10.8, 10.8, 19.0, 13.5, 20.1, 10.3, 10.5, 11.5~
$ production      <dbl> 17.1, 11.2, 23.1, 23.7, 19.9, 26.4, 23.7, 20.4, 24.~
$ drive           <dbl> 87.5, 84.7, 83.8, 83.2, 84.9, 74.9, 84.5, 85.3, 85.~
$ carpool         <dbl> 8.8, 8.8, 10.9, 13.5, 11.2, 14.9, 12.4, 9.4, 11.9, ~
$ transit         <dbl> 0.1, 0.1, 0.4, 0.5, 0.4, 0.7, 0.0, 0.2, 0.2, 0.2, 0~
$ walk            <dbl> 0.5, 1.0, 1.8, 0.6, 0.9, 5.0, 0.8, 1.2, 0.3, 0.6, 1~
$ other_transp    <dbl> 1.3, 1.4, 1.5, 1.5, 0.4, 1.7, 0.6, 1.2, 0.4, 0.7, 1~
$ work_at_home    <dbl> 1.8, 3.9, 1.6, 0.7, 2.3, 2.8, 1.7, 2.7, 2.1, 2.5, 1~
$ mean_commute    <dbl> 26.5, 26.4, 24.1, 28.8, 34.9, 27.5, 24.6, 24.1, 25.~
$ employed        <dbl> 23986, 85953, 8597, 8294, 22189, 3865, 7813, 47401,~
$ private_work    <dbl> 73.6, 81.5, 71.8, 76.8, 82.0, 79.5, 77.4, 74.1, 85.~
$ public_work     <dbl> 20.9, 12.3, 20.8, 16.1, 13.5, 15.1, 16.2, 20.8, 12.~
$ self_employed   <dbl> 5.5, 5.8, 7.3, 6.7, 4.2, 5.4, 6.2, 5.0, 2.8, 7.9, 4~
$ family_work     <dbl> 0.0, 0.4, 0.1, 0.4, 0.4, 0.0, 0.2, 0.1, 0.0, 0.5, 0~
$ unemployment    <dbl> 7.6, 7.5, 17.6, 8.3, 7.7, 18.0, 10.9, 12.3, 8.9, 7.~
$ land_area       <dbl> 594.44, 1589.78, 884.88, 622.58, 644.78, 622.81, 77~

```

select

Tabloyu (veri çerçevesi) seçmek ve dönüştürmek için R'da **dplyr** paketinde bulunan **select()** fonksiyonu oldukça kullanışlıdır. Bu fonksiyon, belirli sütunları seçmek veya sütun adlarını değiştirmek için kullanılır. **select()** fonksiyonunu kullanarak veri çerçevesinde sütunları seçme ve dönüştürme işlemlerinin nasıl yapıldığına dair aşağıda örnekler mevcuttur.

i Not

select() fonksiyonu ayrıca sütunları seçerken veya döndürürken bazı özel işlevler de kullanmanıza olanak tanır. Örneğin, **starts_with()**, **ends_with()**, **contains()** gibi işlevleri kullanarak sütun adlarının belirli bir örüntüyü karşılayanları seçebilirsiniz. Bu fonksiyon, veri manipülasyonu işlemlerinde oldukça kullanışlıdır ve veri çerçevelerini istediğiniz şekilde özelleştirmenize yardımcı olur.

```
# belirli sütunları seçmek
counties %>%
  select(state, county, population, unemployment)
```

```
# A tibble: 3,138 x 4
  state county population unemployment
<chr> <chr>      <dbl>      <dbl>
1 Alabama Autauga      55221        7.6
2 Alabama Baldwin    195121        7.5
3 Alabama Barbour     26932       17.6
4 Alabama Bibb        22604        8.3
5 Alabama Blount      57710        7.7
6 Alabama Bullock     10678         18
7 Alabama Butler      20354       10.9
8 Alabama Calhoun    116648       12.3
9 Alabama Chambers    34079        8.9
10 Alabama Cherokee   26008        7.9
# i 3,128 more rows
```

```
# belli aralıkta bütün sütunların seçilmesi
counties %>%
  select(state, county, drive:work_at_home)
```

```
# A tibble: 3,138 x 8
  state county drive carpool transit walk other_transp work_at_home
<chr> <chr> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl>
1 Alabama Autauga 87.5 8.8 0.1 0.5 1.3 1.8
2 Alabama Baldwin 84.7 8.8 0.1 1 1.4 3.9
3 Alabama Barbour 83.8 10.9 0.4 1.8 1.5 1.6
4 Alabama Bibb 83.2 13.5 0.5 0.6 1.5 0.7
5 Alabama Blount 84.9 11.2 0.4 0.9 0.4 2.3
6 Alabama Bullock 74.9 14.9 0.7 5 1.7 2.8
```

```

7 Alabama Butler      84.5    12.4    0    0.8          0.6          1.7
8 Alabama Calhoun     85.3     9.4    0.2  1.2          1.2          2.7
9 Alabama Chambers    85.1    11.9    0.2  0.3          0.4          2.1
10 Alabama Cherokee   83.9    12.1    0.2  0.6          0.7          2.5
# i 3,128 more rows

```

```

# belirli bir ifadeyi içeren sütunları seçmek
counties %>%
  select(state, county, contains("employed"))

```

```

# A tibble: 3,138 x 4
  state county employed self_employed
  <chr>  <chr>    <dbl>      <dbl>
1 Alabama Autauga      23986        5.5
2 Alabama Baldwin     85953        5.8
3 Alabama Barbour      8597        7.3
4 Alabama Bibb         8294        6.7
5 Alabama Blount      22189        4.2
6 Alabama Bullock      3865        5.4
7 Alabama Butler       7813        6.2
8 Alabama Calhoun     47401         5
9 Alabama Chambers    13689        2.8
10 Alabama Cherokee   10155        7.9
# i 3,128 more rows

```

```

# belirli bir ifade ile başlayan sütunları seçmek
counties %>%
  select(state, county, starts_with("income"))

```

```

# A tibble: 3,138 x 6
  state county income income_err income_per_cap income_per_cap_err
  <chr>  <chr>    <dbl>    <dbl>      <dbl>      <dbl>
1 Alabama Autauga   51281      2391      24974      1080
2 Alabama Baldwin  50254      1263      27317       711
3 Alabama Barbour  32964      2973      16824       798
4 Alabama Bibb     38678      3995      18431      1618
5 Alabama Blount   45813      3141      20532       708
6 Alabama Bullock  31938      5884      17580      2055
7 Alabama Butler   32229      1793      18390       714
8 Alabama Calhoun  41703       925      21374       489

```

```

9 Alabama Chambers 34177      2949      21071      1366
10 Alabama Cherokee 36296      1710      21811      1556
# i 3,128 more rows

```

```

# belirli bir ifade ile biten sütunları seçmek
counties %>%
  select(state, county, ends_with("work"))

```

```

# A tibble: 3,138 x 5
  state county private_work public_work family_work
  <chr>  <chr>      <dbl>      <dbl>      <dbl>
1 Alabama Autauga      73.6       20.9        0
2 Alabama Baldwin     81.5       12.3       0.4
3 Alabama Barbour     71.8       20.8       0.1
4 Alabama Bibb        76.8       16.1       0.4
5 Alabama Blount      82        13.5       0.4
6 Alabama Bullock     79.5       15.1        0
7 Alabama Butler      77.4       16.2       0.2
8 Alabama Calhoun     74.1       20.8       0.1
9 Alabama Chambers    85.1       12.1        0
10 Alabama Cherokee   73.1       18.5       0.5
# i 3,128 more rows

```

```

# belirli sütunları hariç tutarak seçmek
counties %>%
  select(census_id:population, -c(men:land_area))

```

```

# A tibble: 3,138 x 6
  census_id state county region metro population
  <chr>      <chr>  <chr>  <chr> <chr>      <dbl>
1 1001      Alabama Autauga South Metro     55221
2 1003      Alabama Baldwin South Metro    195121
3 1005      Alabama Barbour South Nonmetro   26932
4 1007      Alabama Bibb South Metro     22604
5 1009      Alabama Blount South Metro     57710
6 1011      Alabama Bullock South Nonmetro   10678
7 1013      Alabama Butler South Nonmetro   20354
8 1015      Alabama Calhoun South Metro    116648
9 1017      Alabama Chambers South Nonmetro   34079
10 1019      Alabama Cherokee South Nonmetro   26008
# i 3,128 more rows

```

```
# belirli veri tipindeki sütunları seçmek
counties %>%
  select(where(is.character))
```

```
# A tibble: 3,138 x 5
  census_id state   county   region metro
  <chr>      <chr>   <chr>   <chr> <chr>
1 1001      Alabama Autauga   South Metro
2 1003      Alabama Baldwin  South Metro
3 1005      Alabama Barbour  South Nonmetro
4 1007      Alabama Bibb     South Metro
5 1009      Alabama Blount   South Metro
6 1011      Alabama Bullock  South Nonmetro
7 1013      Alabama Butler   South Nonmetro
8 1015      Alabama Calhoun  South Metro
9 1017      Alabama Chambers South Nonmetro
10 1019      Alabama Cherokee South Nonmetro
# i 3,128 more rows
```

```
# select ile kolon adı değiştirmek
counties %>%
  select(census_id, pop = population)
```

```
# A tibble: 3,138 x 2
  census_id pop
  <chr>      <dbl>
1 1001      55221
2 1003     195121
3 1005     26932
4 1007     22604
5 1009     57710
6 1011     10678
7 1013     20354
8 1015    116648
9 1017     34079
10 1019     26008
# i 3,128 more rows
```

arrange

dplyr paketinde bulunan **arrange()** fonksiyonu, veri çerçevesindeki satırları belirli bir sıraya göre düzenlemek için kullanılır. Bu sıralama işlemi, bir veya daha fazla sütunun değerlerine göre yapılabilir. **arrange()** fonksiyonu, veri analizi ve veri keşfi sırasında verilerinizi anlamak ve analiz etmek için önemli bir araçtır.

```
counties_selected <- counties %>%
  select(state, county, population, unemployment)

# artan sıralama (ascending)
counties_selected %>%
  arrange(population)
```

```
# A tibble: 3,138 x 4
  state      county      population unemployment
  <chr>      <chr>          <dbl>          <dbl>
1 Hawaii    Kalawao           85             0
2 Texas     King             267            5.1
3 Nebraska  McPherson        433            0.9
4 Montana   Petroleum        443            6.6
5 Nebraska  Arthur           448             4
6 Nebraska  Loup             548            0.7
7 Nebraska  Blaine           551            0.7
8 New Mexico Harding        565             6
9 Texas     Kenedy           565             0
10 Colorado San Juan         606           13.8
# i 3,128 more rows
```

```
# azalan sıralama (descending)
counties_selected %>%
  arrange(desc(population))
```

```
# A tibble: 3,138 x 4
  state      county      population unemployment
  <chr>      <chr>          <dbl>          <dbl>
1 California Los Angeles  10038388        10
2 Illinois   Cook          5236393       10.7
3 Texas      Harris        4356362         7.5
4 Arizona    Maricopa      4018143         7.7
```

```

5 California San Diego      3223096      8.7
6 California Orange        3116069      7.6
7 Florida   Miami-Dade     2639042      10
8 New York  Kings          2595259      10
9 Texas     Dallas         2485003      7.6
10 New York Queens         2301139      8.6
# i 3,128 more rows

```

```

# birden fazla sütun seçerek sıralama
counties_selected %>%
  arrange(state,desc(population))

```

```

# A tibble: 3,138 x 4
  state   county      population unemployment
  <chr>   <chr>         <dbl>         <dbl>
1 Alabama Jefferson    659026         9.1
2 Alabama Mobile       414251         9.8
3 Alabama Madison     346438         8.5
4 Alabama Montgomery   228138         8.8
5 Alabama Shelby       203530         5.5
6 Alabama Tuscaloosa   200458         7.6
7 Alabama Baldwin     195121         7.5
8 Alabama Lee          150982         7.3
9 Alabama Morgan       119786         9.9
10 Alabama Calhoun     116648        12.3
# i 3,128 more rows

```

filter

dplyr paketindeki **filter()** fonksiyonu, veri çerçevesinde belirli bir koşulu karşılayan satırları seçmek için kullanılır. Bu fonksiyon, veri analizi sırasında verilerinizi filtrelemek ve istediğiniz verileri elde etmek için oldukça kullanışlıdır. **filter()** fonksiyonu, veri çerçevesindeki satırları seçerken belirli sütunlardaki değerlere dayalı koşulları uygulamanıza olanak tanır.

```

# sadece New York'u filtrele
counties_selected %>%
  arrange(desc(population)) %>%
  filter(state == "New York")

```

```
# A tibble: 62 x 4
  state county population unemployment
  <chr> <chr>      <dbl>      <dbl>
1 New York Kings      2595259      10
2 New York Queens      2301139      8.6
3 New York New York      1629507      7.5
4 New York Suffolk      1501373      6.4
5 New York Bronx      1428357      14
6 New York Nassau      1354612      6.4
7 New York Westchester      967315      7.6
8 New York Erie      921584      7
9 New York Monroe      749356      7.7
10 New York Richmond      472481      6.9
# i 52 more rows
```

```
# işsizlik oranı 6'dan küçük olanları filtrele
counties_selected %>%
  arrange(desc(population)) %>%
  filter(unemployment < 6)
```

```
# A tibble: 949 x 4
  state county population unemployment
  <chr> <chr>      <dbl>      <dbl>
1 Virginia Fairfax      1128722      4.9
2 Utah Salt Lake      1078958      5.8
3 Hawaii Honolulu      984178      5.6
4 Texas Collin      862215      4.9
5 Texas Denton      731851      5.7
6 Texas Fort Bend      658331      5.1
7 Kansas Johnson      566814      4.5
8 Maryland Anne Arundel      555280      5.9
9 Colorado Jefferson      552344      5.9
10 Utah Utah      551957      5.5
# i 939 more rows
```

```
# birden fazla koşul
counties_selected %>%
  arrange(desc(population)) %>%
  filter(state == "New York", unemployment < 6)
```



```
# A tibble: 5 x 4
  state     county      population unemployment
  <chr>    <chr>         <dbl>         <dbl>
1 New York Tompkins    103855         5.9
2 New York Chemung     88267         5.4
3 New York Madison     72427         5.1
4 New York Livingston  64801         5.4
5 New York Seneca      35144         5.5
```

```
# veya kullanımı
counties_selected %>%
  arrange(desc(population)) %>%
  filter(state == "New York" | unemployment < 6)
```

```
# A tibble: 1,006 x 4
  state     county      population unemployment
  <chr>    <chr>         <dbl>         <dbl>
1 New York Kings      2595259        10
2 New York Queens     2301139         8.6
3 New York New York    1629507         7.5
4 New York Suffolk     1501373         6.4
5 New York Bronx       1428357         14
6 New York Nassau      1354612         6.4
7 Virginia Fairfax     1128722         4.9
8 Utah      Salt Lake   1078958         5.8
9 Hawaii    Honolulu     984178         5.6
10 New York Westchester 967315         7.6
# i 996 more rows
```

mutate

dplyr paketindeki **mutate()** fonksiyonu, bir veri çerçevesinde yeni sütunlar oluşturmak veya mevcut sütunları dönüştürmek için kullanılır. Bu fonksiyon, veri çerçevesindeki herhangi bir sütunu işleyerek yeni bilgiler eklemenize veya mevcut sütunları değiştirmenize olanak tanır. **mutate()** fonksiyonu, veri analizi sırasında verilerinizi özelleştirmek için oldukça kullanışlıdır.

```
# işsiz nüfus sayısına ilişkin değişken üretme
counties_selected %>%
  mutate(unemployed_population = population * unemployment / 100)
```

```
# A tibble: 3,138 x 5
```

	state	county	population	unemployment	unemployed_population
	<chr>	<chr>	<dbl>	<dbl>	<dbl>
1	Alabama	Autauga	55221	7.6	4197.
2	Alabama	Baldwin	195121	7.5	14634.
3	Alabama	Barbour	26932	17.6	4740.
4	Alabama	Bibb	22604	8.3	1876.
5	Alabama	Blount	57710	7.7	4444.
6	Alabama	Bullock	10678	18	1922.
7	Alabama	Butler	20354	10.9	2219.
8	Alabama	Calhoun	116648	12.3	14348.
9	Alabama	Chambers	34079	8.9	3033.
10	Alabama	Cherokee	26008	7.9	2055.

```
# i 3,128 more rows
```

```
# yeni sütun ekle
counties_selected %>%
mutate(unemployed_population = population * unemployment / 100) %>%
arrange(desc(unemployed_population))
```

```
# A tibble: 3,138 x 5
```

	state	county	population	unemployment	unemployed_population
	<chr>	<chr>	<dbl>	<dbl>	<dbl>
1	California	Los Angeles	10038388	10	1003839.
2	Illinois	Cook	5236393	10.7	560294.
3	Texas	Harris	4356362	7.5	326727.
4	Arizona	Maricopa	4018143	7.7	309397.
5	California	Riverside	2298032	12.9	296446.
6	California	San Diego	3223096	8.7	280409.
7	Michigan	Wayne	1778969	14.9	265066.
8	California	San Bernardino	2094769	12.6	263941.
9	Florida	Miami-Dade	2639042	10	263904.
10	New York	Kings	2595259	10	259526.

```
# i 3,128 more rows
```

```
# var olan sütunu güncelle
counties %>%
  select(state, county, population, men,women) %>%
mutate(population = men + women)
```

```
# A tibble: 3,138 x 5
```

```
  state    county  population    men women
  <chr>   <chr>      <dbl> <dbl> <dbl>
1 Alabama Autauga      55221 26745 28476
2 Alabama Baldwin    195121 95314 99807
3 Alabama Barbour     26932 14497 12435
4 Alabama Bibb        22604 12073 10531
5 Alabama Blount      57710 28512 29198
6 Alabama Bullock     10678  5660  5018
7 Alabama Butler      20354  9502 10852
8 Alabama Calhoun    116648 56274 60374
9 Alabama Chambers   34079 16258 17821
10 Alabama Cherokee  26008 12975 13033
# i 3,128 more rows
```

```
# birden fazla yeni değişken üretme
counties %>%
  select(state, county, population, men,women) %>%
  mutate(men_ratio = men/population*100,
         women_ratio = women/population*100)
```

```
# A tibble: 3,138 x 7
```

```
  state    county  population    men women men_ratio women_ratio
  <chr>   <chr>      <dbl> <dbl> <dbl>      <dbl>      <dbl>
1 Alabama Autauga      55221 26745 28476      48.4      51.6
2 Alabama Baldwin    195121 95314 99807      48.8      51.2
3 Alabama Barbour     26932 14497 12435      53.8      46.2
4 Alabama Bibb        22604 12073 10531      53.4      46.6
5 Alabama Blount      57710 28512 29198      49.4      50.6
6 Alabama Bullock     10678  5660  5018      53.0      47.0
7 Alabama Butler      20354  9502 10852      46.7      53.3
8 Alabama Calhoun    116648 56274 60374      48.2      51.8
9 Alabama Chambers   34079 16258 17821      47.7      52.3
10 Alabama Cherokee  26008 12975 13033      49.9      50.1
# i 3,128 more rows
```

```
# transmute sadece yeni eklenen değişkenleri gösterir
```

```
counties %>%
  select(state, county, population, men,women) %>%
  transmute(men_ratio = men/population*100,
```

```
women_ratio = women/population*100)
```

A tibble: 3,138 x 2

	men_ratio	women_ratio
	<dbl>	<dbl>
1	48.4	51.6
2	48.8	51.2
3	53.8	46.2
4	53.4	46.6
5	49.4	50.6
6	53.0	47.0
7	46.7	53.3
8	48.2	51.8
9	47.7	52.3
10	49.9	50.1

i 3,128 more rows

mutate_at ile koşula göre birden fazla değişkene aynı fonksiyon uygulanabilir.
scale2 <- function(x, na.rm = FALSE) (x - mean(x, na.rm = na.rm)) / sd(x, na.rm)

counties_selected %>%
mutate_at(c("population", "unemployment"), scale2)

A tibble: 3,138 x 4

	state	county	population	unemployment
	<chr>	<chr>	<dbl>	<dbl>
1	Alabama	Autauga	-0.141	-0.0563
2	Alabama	Baldwin	0.292	-0.0846
3	Alabama	Barbour	-0.228	2.78
4	Alabama	Bibb	-0.242	0.142
5	Alabama	Blount	-0.133	-0.0279
6	Alabama	Bullock	-0.278	2.89
7	Alabama	Butler	-0.249	0.880
8	Alabama	Calhoun	0.0495	1.28
9	Alabama	Chambers	-0.206	0.313
10	Alabama	Cherokee	-0.231	0.0288

i 3,128 more rows

```
counties_selected %>% # birden fazla argüman kullanımı
  mutate_at(c("population", "unemployment"), scale2, na.rm = TRUE)
```

```
# A tibble: 3,138 x 4
  state   county   population unemployment
  <chr>   <chr>         <dbl>         <dbl>
1 Alabama Autauga      -0.141        -0.0563
2 Alabama Baldwin       0.292        -0.0846
3 Alabama Barbour      -0.228         2.78
4 Alabama Bibb         -0.242         0.142
5 Alabama Blount      -0.133        -0.0279
6 Alabama Bullock     -0.278         2.89
7 Alabama Butler      -0.249         0.880
8 Alabama Calhoun      0.0495         1.28
9 Alabama Chambers   -0.206         0.313
10 Alabama Cherokee  -0.231         0.0288
# i 3,128 more rows
```

```
# mutate_if ile koşula göre birden fazla değişkende değişiklik yapılabilir.
str(counties_selected)
```

```
spc_tbl_ [3,138 x 4] (S3: spec_tbl_df/tbl_df/tbl/data.frame)
 $ state      : chr [1:3138] "Alabama" "Alabama" "Alabama" "Alabama" ...
 $ county     : chr [1:3138] "Autauga" "Baldwin" "Barbour" "Bibb" ...
 $ population : num [1:3138] 55221 195121 26932 22604 57710 ...
 $ unemployment: num [1:3138] 7.6 7.5 17.6 8.3 7.7 18 10.9 12.3 8.9 7.9 ...
```

```
counties_selected <- counties_selected %>%
  mutate_if(is.character, as.factor)

str(counties_selected)
```

```
spc_tbl_ [3,138 x 4] (S3: spec_tbl_df/tbl_df/tbl/data.frame)
 $ state      : Factor w/ 50 levels "Alabama","Alaska",...: 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
 $ county     : Factor w/ 1847 levels "Abbeville","Acadia",...: 82 89 100 149 164 225 235 240 ...
 $ population : num [1:3138] 55221 195121 26932 22604 57710 ...
 $ unemployment: num [1:3138] 7.6 7.5 17.6 8.3 7.7 18 10.9 12.3 8.9 7.9 ...
```

```
counties_selected %>%
  mutate_if(is.numeric, scale2, na.rm = TRUE)
```

```
# A tibble: 3,138 x 4
  state   county  population unemployment
  <fct>   <fct>      <dbl>         <dbl>
1 Alabama Autauga    -0.141        -0.0563
2 Alabama Baldwin     0.292        -0.0846
3 Alabama Barbour    -0.228         2.78
4 Alabama Bibb       -0.242         0.142
5 Alabama Blount    -0.133        -0.0279
6 Alabama Bullock   -0.278         2.89
7 Alabama Butler    -0.249         0.880
8 Alabama Calhoun     0.0495         1.28
9 Alabama Chambers  -0.206         0.313
10 Alabama Cherokee -0.231         0.0288
# i 3,128 more rows
```

Dikkat

mutate() ve **transmute()** fonksiyonları, **dplyr** paketinde veri çerçevelerini işlerken kullanılan iki farklı fonksiyondur. Her ikisi de yeni sütunlar oluşturmanıza veya mevcut sütunları dönüştürmenize olanak tanır, ancak aralarındaki temel fark işlevlerinin dönüş değerleridir. Ancak kullanırken aşağıda belirtilen hususlara dikkat etmek gerekir:

- **mutate()**, veri çerçevesine yeni sütunlar eklerken, orijinal veri çerçevesini değiştirmez. Yani, yeni sütunlar eklerken orijinal veri çerçevesinin boyutu artar. **mutate()** fonksiyonu, orijinal veri çerçevesini döndürürken eklenen sütunlarla birlikte veriyi içeren yeni bir veri çerçevesi döndürür.
- **transmute()**, yeni sütunlar oluştururken orijinal veri çerçevesini değiştirmez. Ancak, **transmute()** fonksiyonu yalnızca belirtilen sütunları ve yeni sütunları içeren bir veri çerçevesi döndürür. Diğer orijinal sütunlar bu yeni veri çerçevesinde yer almaz. Bu, veri çerçevesini daha küçük ve özgünleştirilmiş bir hale getirir.

rename

rename() fonksiyonu, R programlama dilinde veri çerçevesi içindeki sütunların adlarını değiştirmek için kullanılır. Veri çerçevesi sütunlarının daha açıklayıcı veya kullanıcı dostu

adlara sahip olmasını sağlar. Bu, veri analizi ve raporlama süreçlerini daha anlaşılır ve düzenli hale getirmenize yardımcı olabilir.

```
# yeniden isimlendirmede eşitliği sol tarafı yeni isim olmalı
counties_selected %>%
  rename(unemployment_rate = unemployment)
```

```
# A tibble: 3,138 x 4
  state county population unemployment_rate
  <fct> <fct>      <dbl>          <dbl>
1 Alabama Autauga      55221           7.6
2 Alabama Baldwin    195121          7.5
3 Alabama Barbour     26932          17.6
4 Alabama Bibb        22604           8.3
5 Alabama Blount      57710           7.7
6 Alabama Bullock     10678           18
7 Alabama Butler      20354          10.9
8 Alabama Calhoun     116648          12.3
9 Alabama Chambers    34079           8.9
10 Alabama Cherokee   26008           7.9
# i 3,128 more rows
```

```
# select ile beraber de yeniden isimlendirme yapılabilir
counties_selected %>%
  select(state, county, population, unemployment_rate = unemployment)
```

```
# A tibble: 3,138 x 4
  state county population unemployment_rate
  <fct> <fct>      <dbl>          <dbl>
1 Alabama Autauga      55221           7.6
2 Alabama Baldwin    195121          7.5
3 Alabama Barbour     26932          17.6
4 Alabama Bibb        22604           8.3
5 Alabama Blount      57710           7.7
6 Alabama Bullock     10678           18
7 Alabama Butler      20354          10.9
8 Alabama Calhoun     116648          12.3
9 Alabama Chambers    34079           8.9
10 Alabama Cherokee   26008           7.9
# i 3,128 more rows
```

Dikkat

rename fonksiyonunda eşitliğin sol tarafına yeni isim, sağ tarafına ise önceki isim yazılır.

count

count() fonksiyonu, R programlama dilindeki **dplyr** paketinde bulunan ve belirli bir sütuna göre veri çerçevesindeki gözlemlerin sayısını hesaplamak için kullanılan bir fonksiyondur. Bu fonksiyon, veri çerçevesindeki belirli bir kategorik değişkenin benzersiz değerlerini ve her bir değer için kaç gözlemin olduğunu hesaplamak için oldukça kullanışlıdır.

count() fonksiyonu, veri analizi sürecinde veri özeti oluşturmak ve belirli bir değişkenin frekansını görmek için sıkça kullanılır. Ayrıca, veri çerçevesindeki her bir kategorik değeri ve bu değerlere ait gözlem sayılarını içeren yeni bir veri çerçevesi döndürür.

```
# count ile veri setinde sayma işlemleri yapılır
counties %>%
  count()
```

```
# A tibble: 1 x 1
      n
<int>
1  3138
```

```
# state dağılımını elde etmek
counties %>%
  count(state)
```

```
# A tibble: 50 x 2
  state      n
  <chr>    <int>
1 Alabama    67
2 Alaska    28
3 Arizona    15
4 Arkansas    75
5 California  58
6 Colorado    64
7 Connecticut  8
8 Delaware     3
```



```

9 Florida      67
10 Georgia     159
# i 40 more rows

```

```

# sort = TRUE ile büyükten küçüğe sıralama yapılabilir
counties %>%
  count(state, sort = TRUE)

```

```

# A tibble: 50 x 2
  state      n
  <chr>    <int>
1 Texas    253
2 Georgia  159
3 Virginia 133
4 Kentucky 120
5 Missouri 115
6 Kansas   105
7 Illinois 102
8 North Carolina 100
9 Iowa      99
10 Tennessee 95
# i 40 more rows

```

```

# wt argümanı ile değişken toplamaları hesaplanabilir
counties %>%
  count(state, wt = population, sort = TRUE)

```

```

# A tibble: 50 x 2
  state      n
  <chr>    <dbl>
1 California 38421464
2 Texas      26538497
3 New York   19673174
4 Florida    19645772
5 Illinois   12873761
6 Pennsylvania 12779559
7 Ohio       11575977
8 Georgia    10006693
9 Michigan    9900571
10 North Carolina 9845333
# i 40 more rows

```

group_by ve summarize

`group_by()` ve `summarize()` fonksiyonları, R programlama dilinde veri çerçevesi üzerinde gruptama ve özetleme işlemleri yapmak için kullanılan önemli **dplyr** fonksiyonlarıdır. Bu fonksiyonlar, veri analizi sürecinde verilerinizi daha iyi anlamak ve özetlemek için oldukça güçlü araçlardır.

`group_by()` fonksiyonu, veri çerçevesindeki verileri belirli bir sütuna veya birden fazla sütuna göre gruptamak için kullanılır. Bu gruptandırma işlemi, veriyi belirli bir kategoriye veya sınıfa göre ayırmak için kullanılır.

`summarize()` fonksiyonu, gruptanmış veri üzerinde istatistiksel veya özetleyici işlemler yapmak için kullanılır. Bu fonksiyon, belirli bir grup için özet bilgileri hesaplamak için kullanılır.

```
counties %>%  
  summarize(total_population = sum(population))
```

```
# A tibble: 1 x 1  
  total_population  
      <dbl>  
1      315845353
```

```
counties %>%  
  summarize(total_population = sum(population),  
            average_unemployment = mean(unemployment))
```

```
# A tibble: 1 x 2  
  total_population average_unemployment  
      <dbl>          <dbl>  
1      315845353          7.80
```

```
# istenilen düzeye göre hesaplamalar group_by ile yapılır  
counties %>%  
  group_by(state) %>%  
  summarize(total_pop = sum(population),  
            average_unemployment = sum(unemployment))
```

```
# A tibble: 50 x 3  
  state      total_pop average_unemployment  
  <chr>      <dbl>          <dbl>
```

```

1 Alabama      4830620      758.
2 Alaska       725461      257.
3 Arizona      6641928      180.
4 Arkansas     2958208      674.
5 California   38421464      626.
6 Colorado     5278906      477.
7 Connecticut  3593222      65.3
8 Delaware     926454      23.8
9 Florida     19645772      696.
10 Georgia    10006693     1586.
# i 40 more rows

```

```

counties %>%
  group_by(state) %>%
  summarize(total_pop = sum(population),
             average_unemployment = mean(unemployment)) %>%
  arrange(desc(average_unemployment))

```

```

# A tibble: 50 x 3
  state      total_pop average_unemployment
  <chr>      <dbl>          <dbl>
1 Mississippi 2988081         12.0
2 Arizona     6641928         12.0
3 South Carolina 4777576         11.3
4 Alabama     4830620         11.3
5 California  38421464         10.8
6 Nevada     2798636         10.5
7 North Carolina 9845333         10.5
8 Florida    19645772         10.4
9 Georgia    10006693          9.97
10 Michigan   9900571          9.96
# i 40 more rows

```

```

# birden fazla değişken düzeyinde grupta
counties %>%
  group_by(state, metro) %>%
  summarize(total_pop = sum(population))

```

`summarise()` has grouped output by 'state'. You can override using the `groups` argument.

```
# A tibble: 97 x 3
# Groups:   state [50]
  state      metro  total_pop
  <chr>      <chr>      <dbl>
1 Alabama   Metro      3671377
2 Alabama   Nonmetro   1159243
3 Alaska    Metro      494990
4 Alaska    Nonmetro   230471
5 Arizona    Metro     6295145
6 Arizona    Nonmetro    346783
7 Arkansas   Metro     1806867
8 Arkansas   Nonmetro   1151341
9 California Metro     37587429
10 California Nonmetro    834035
# i 87 more rows
```

```
# elde edilen veri üzerinden devam edilecekse ungroup kullanılmalı.
# ungroup kullanılmazsa sonradan yapılan işlemler group_by değişkenleri düzeyinde
# devam eder
```

```
counties %>%
  group_by(state, metro) %>%
  summarize(total_pop = sum(population)) %>%
  ungroup()
```

`summarise()` has grouped output by 'state'. You can override using the
 `groups` argument.

```
# A tibble: 97 x 3
  state      metro  total_pop
  <chr>      <chr>      <dbl>
1 Alabama   Metro      3671377
2 Alabama   Nonmetro   1159243
3 Alaska    Metro      494990
4 Alaska    Nonmetro   230471
5 Arizona    Metro     6295145
6 Arizona    Nonmetro    346783
7 Arkansas   Metro     1806867
8 Arkansas   Nonmetro   1151341
9 California Metro     37587429
10 California Nonmetro    834035
# i 87 more rows
```

```
# top_n en yüksek ya da en düşük sonuçları listeleme
counties_selected %>%
group_by(state) %>%
top_n(1, population) # her eyaletteki en yüksek nüfuslu yer
```

```
# A tibble: 50 x 4
# Groups:   state [50]
  state      county      population unemployment
  <fct>     <fct>          <dbl>         <dbl>
1 Alabama Jefferson      659026         9.1
2 Alaska Anchorage Municipality 299107         6.7
3 Arizona Maricopa      4018143         7.7
4 Arkansas Pulaski      390463         7.5
5 California Los Angeles 10038388        10
6 Colorado El Paso      655024         8.4
7 Connecticut Fairfield    939983         9
8 Delaware New Castle   549643         7.4
9 Florida Miami-Dade  2639042        10
10 Georgia Fulton     983903         9.9
# i 40 more rows
```

```
counties_selected %>%
group_by(state) %>%
top_n(-1, population) # her eyaletteki en düşük nüfuslu yer
```

```
# A tibble: 50 x 4
# Groups:   state [50]
  state      county      population unemployment
  <fct>     <fct>          <dbl>         <dbl>
1 Alabama Greene      8697         20.4
2 Alaska Yakutat City and Borough 643         7.9
3 Arizona Greenlee    9023         10
4 Arkansas Calhoun    5245         7.2
5 California Alpine    1131        10.7
6 Colorado San Juan     606        13.8
7 Connecticut Windham  117470         9.3
8 Delaware Kent     169509         8.4
9 Florida Liberty    8295        10.2
10 Georgia Taliaferro  1721        12.1
# i 40 more rows
```

```
counties_selected %>%
  group_by(state) %>%
  top_n(2, population) # her eyaletteki en yüksek nüfuslu 2 yer
```

```
# A tibble: 100 x 4
```

```
# Groups:   state [50]
```

	state	county	population	unemployment
	<fct>	<fct>	<dbl>	<dbl>
1	Alabama	Jefferson	659026	9.1
2	Alabama	Mobile	414251	9.8
3	Alaska	Anchorage Municipality	299107	6.7
4	Alaska	Fairbanks North Star Borough	99705	7.9
5	Arizona	Maricopa	4018143	7.7
6	Arizona	Pima	998537	10
7	Arkansas	Benton	238198	4.2
8	Arkansas	Pulaski	390463	7.5
9	California	Los Angeles	10038388	10
10	California	San Diego	3223096	8.7

```
# i 90 more rows
```

```
# summarise_all bütün değişkenler için özetleme yapar
counties_selected %>% summarise_all(nlevels)
```

```
# A tibble: 1 x 4
```

	state	county	population	unemployment
	<int>	<int>	<int>	<int>
1	50	1847	0	0

```
counties_selected %>%
  select(-county) %>%
  group_by(state) %>%
  summarise_all(mean)
```

```
# A tibble: 50 x 3
```

	state	population	unemployment
	<fct>	<dbl>	<dbl>
1	Alabama	72099.	11.3
2	Alaska	25909.	9.19
3	Arizona	442795.	12.0

```

4 Arkansas      39443.      8.98
5 California    662439.     10.8
6 Colorado      82483.      7.46
7 Connecticut   449153.     8.16
8 Delaware      308818      7.93
9 Florida       293220.     10.4
10 Georgia       62935.      9.97
# i 40 more rows

```

```

# summarise_at belli değişkenler için özetleme yapar
counties_selected %>%
  select(-county) %>%
  group_by(state) %>%
  summarise_at("population",mean)

```

```

# A tibble: 50 x 2
  state      population
  <fct>      <dbl>
1 Alabama      72099.
2 Alaska       25909.
3 Arizona     442795.
4 Arkansas      39443.
5 California    662439.
6 Colorado      82483.
7 Connecticut   449153.
8 Delaware      308818
9 Florida       293220.
10 Georgia       62935.
# i 40 more rows

```

```

# summarise_if ile koşula göre özetleme yapar
counties_selected %>%
  summarize_if(is.numeric, mean, na.rm = TRUE)

```

```

# A tibble: 1 x 2
  population unemployment
  <dbl>      <dbl>
1  100652.      7.80

```

Dikkat

ungroup() fonksiyonu, **dplyr** paketinde kullanılan bir işlemdir ve bir veri çerçevesini veya gruplanmış bir veri çerçevesini gruplardan çıkarmak için kullanılır. **group_by()** fonksiyonu ile gruplanmış bir veri çerçevesini oluşturduğunuzda, veri çerçevesi belirli sütunlar üzerinde gruplama yapar ve her grup için ayrı işlemler yapmanıza olanak tanır. Ancak bazen gruptan çıkmak ve orijinal veri çerçevesini elde etmek isteyebilirsiniz.

```
# Örnek bir veri çerçevesi oluşturalım
veri <- data.frame(
  Sehir = c("İstanbul", "Ankara", "İstanbul", "Ankara", "İzmir"),
  Cinsiyet = c("Erkek", "Kadın", "Erkek", "Kadın", "Erkek"),
  Yas = c(28, 32, 22, 24, 30),
  Puan = c(90, 85, 78, 92, 88)
)
```

```
# Şehir sütununa göre veriyi grupla
gruplu_veri <- group_by(veri, Sehir)
gruplu_veri |> summarise(mean(Puan))
```

```
# A tibble: 3 x 2
  Sehir      `mean(Puan)`
<chr>      <dbl>
1 Ankara      88.5
2 İstanbul     84
3 İzmir       88
```

```
# Grubu çıkarma
gruplu_veri <- ungroup(gruplu_veri)
gruplu_veri |> summarise(mean(Puan))
```

```
# A tibble: 1 x 1
  `mean(Puan)`
<dbl>
1      86.6
```

Aynı veri setinde farklı sonuçlar elde edildiğine dikkat edelim. Eğer **group_by** ile oluşturulan veri setinde başka işlemler yapacaksanız öncesinde **ungroup()** yapmayı ihmal etmeyin.

i Not

group_by sadece **summarize** fonksiyonu ile değil **mutate**, **transmute** gibi diğer fonksiyonlar ile birlikte de kullanılabilir.

case when

case_when() fonksiyonu, R programlama dilinde **dplyr** paketi içinde bulunan ve çoklu koşullara dayalı olarak yeni bir sütun oluşturmak veya mevcut bir sütunu dönüştürmek için kullanılan bir fonksiyondur. Bu fonksiyon, özellikle veri çerçevelerinde veya veri tablolarında, belirli koşullara dayalı olarak işlem yapmanız gerektiğinde oldukça kullanışlıdır. **case_when()** fonksiyonu, birden fazla koşulu kontrol ederek her bir koşula uygun bir değer veya işlem döndürmenizi sağlar. **case_when()** fonksiyonu, bir veya daha fazla koşul ifadesi ve bu koşullara karşılık gelecek değerler içeren çiftlerin bir listesini alır. Bu çiftler, **~** operatörü ile ayrılır.

```
# Örnek bir veri çerçevesi oluşturalım
veri <- data.frame(
  Ogrenci_Ad = c("Ali", "Esra", "Erkan", "Derya"),
  Puan = c(90, 75, 60, 80)
)

# Yeni bir sütun oluşturma: Puan kategorisi
veri <- veri %>%
  mutate(Puan_Kategorisi = case_when(
    Puan >= 90 ~ "AA",
    Puan >= 80 ~ "BA",
    Puan >= 70 ~ "BB",
    Puan >= 60 ~ "CB",
    TRUE ~ "FF" # Tüm diğer durumlar için
  ))

print(veri)
```

	Ogrenci_Ad	Puan	Puan_Kategorisi
1	Ali	90	AA
2	Esra	75	BB
3	Erkan	60	CB
4	Derya	80	BA

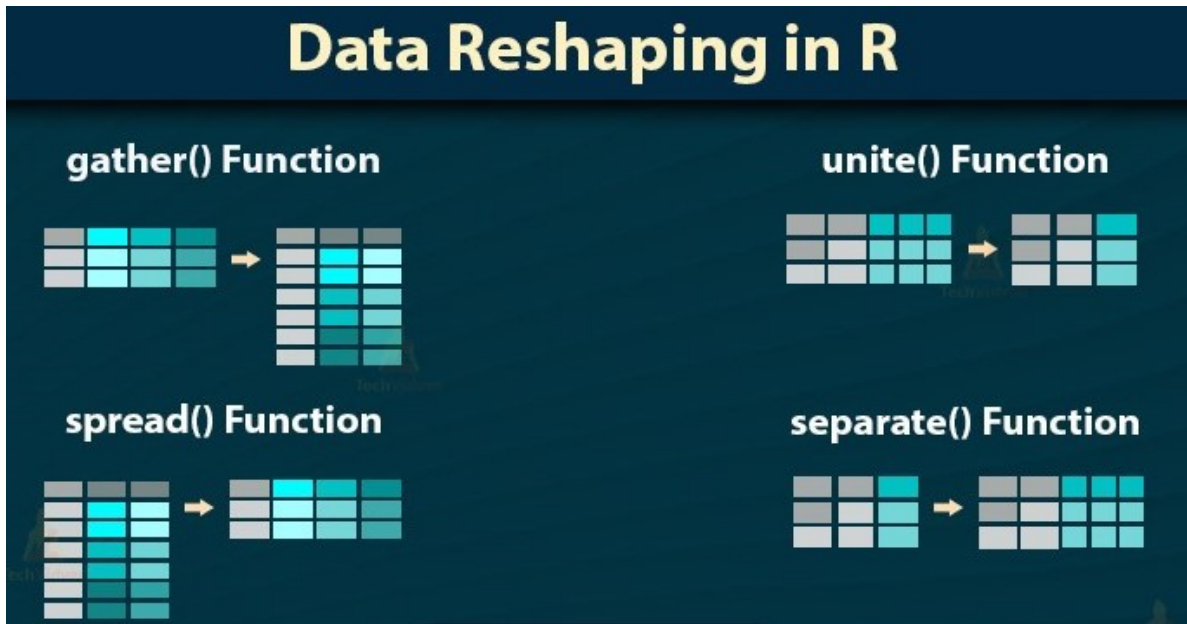
`case_when()` fonksiyonunu birden fazla koşul ile kullanabilirsiniz. Koşullar yukarıdan aşağıya sırayla kontrol edilir ve ilk koşulu sağlayan değer kullanılır.

```
veri <- veri %>%  
  mutate(Not_Durumu = case_when(  
    Puan >= 90 ~ "Geçti",  
    Puan >= 60 & Puan < 70 ~ "Şartlı Geçti",  
    Puan < 60 ~ "Kaldı",  
    TRUE ~ "Bilinmiyor" # Tüm diğer durumlar için  
  ))
```

veri

	Ogrenci_Ad	Puan	Puan_Kategorisi	Not_Durumu
1	Ali	90	AA	Geçti
2	Esra	75	BB	Bilinmiyor
3	Erkan	60	CB	Şartlı Geçti
4	Derya	80	BA	Bilinmiyor

reshaping



R programlama dilinde **tidyr** paketinin içinde bulunan **gather()**, **spread()**, **unite()**, ve **separate()** gibi fonksiyonlar, veri manipülasyonu ve veri dönüşümü işlemlerinde kullanılır.

Bu fonksiyonlar, veri çerçevesi içindeki verileri yeniden düzenlemek, sütunları birleştirmek veya bölmek, veriyi daha uygun bir yapıya getirmek için kullanılır.

gather() fonksiyonu, geniş formatlı (wide format) veriyi uzun formatlı (long format) bir yapıya dönüştürmek için kullanılır. Genellikle sütun adlarını bir “anahtar” sütununda toplamak için kullanılır.

```
library(tidyr)

veri <- data.frame(
  isim = c("Ali", "Esra"),
  Matematik = c(90, 85),
  Fizik = c(88, 76)
)

uzun_format_veri <- gather(veri, Ders, Not, -isim)

print(uzun_format_veri)
```

	isim	Ders	Not
1	Ali	Matematik	90
2	Esra	Matematik	85
3	Ali	Fizik	88
4	Esra	Fizik	76

Bu kod, **Matematik** ve **Fizik** sütunlarını toplar ve bir “Ders” sütunu oluşturur.

spread() fonksiyonu, uzun formatlı veriyi geniş formatlı bir yapıya dönüştürmek için kullanılır. Genellikle “anahtar” sütunu içindeki değerleri sütun adları olarak kullanmak için kullanılır.

```
genis_format_veri <- spread(uzun_format_veri, Ders, Not)

print(genis_format_veri)
```

	isim	Fizik	Matematik
1	Ali	88	90
2	Esra	76	85

Bu kod, “Ders” sütunundaki değerleri sütun adlarına dönüştürür.

unite() fonksiyonu, iki veya daha fazla sütunu birleştirerek yeni bir sütun oluşturmak için kullanılır.

```

veri <- data.frame(
  Ad = c("Ali", "Esra"),
  Soyad = c("Yılmaz", "Mutlu")
)

veri <- unite(veri, AdSoyad, Ad, Soyad, sep = " ")

print(veri)

```

```

      AdSoyad
1 Ali Yılmaz
2 Esra Mutlu

```

Bu kod, “Ad” ve “Soyad” sütunlarını birleştirerek “AdSoyad” sütununu oluşturur.

separate() fonksiyonu, bir sütunu belirli bir ayırıcı karakterle bölmek için kullanılır. Bölen değerleri yeni sütunlarda saklar.

```

veri <- data.frame(
  AdSoyad = c("Ali Yılmaz", "Esra Mutlu")
)

veri <- separate(veri, AdSoyad, c("Ad", "Soyad"), sep = " ")

print(veri)

```

```

      Ad  Soyad
1 Ali Yılmaz
2 Esra Mutlu

```

Bu kod, “AdSoyad” sütununu boşluk karakterine göre böler ve “Ad” ve “Soyad” sütunlarını oluşturur.

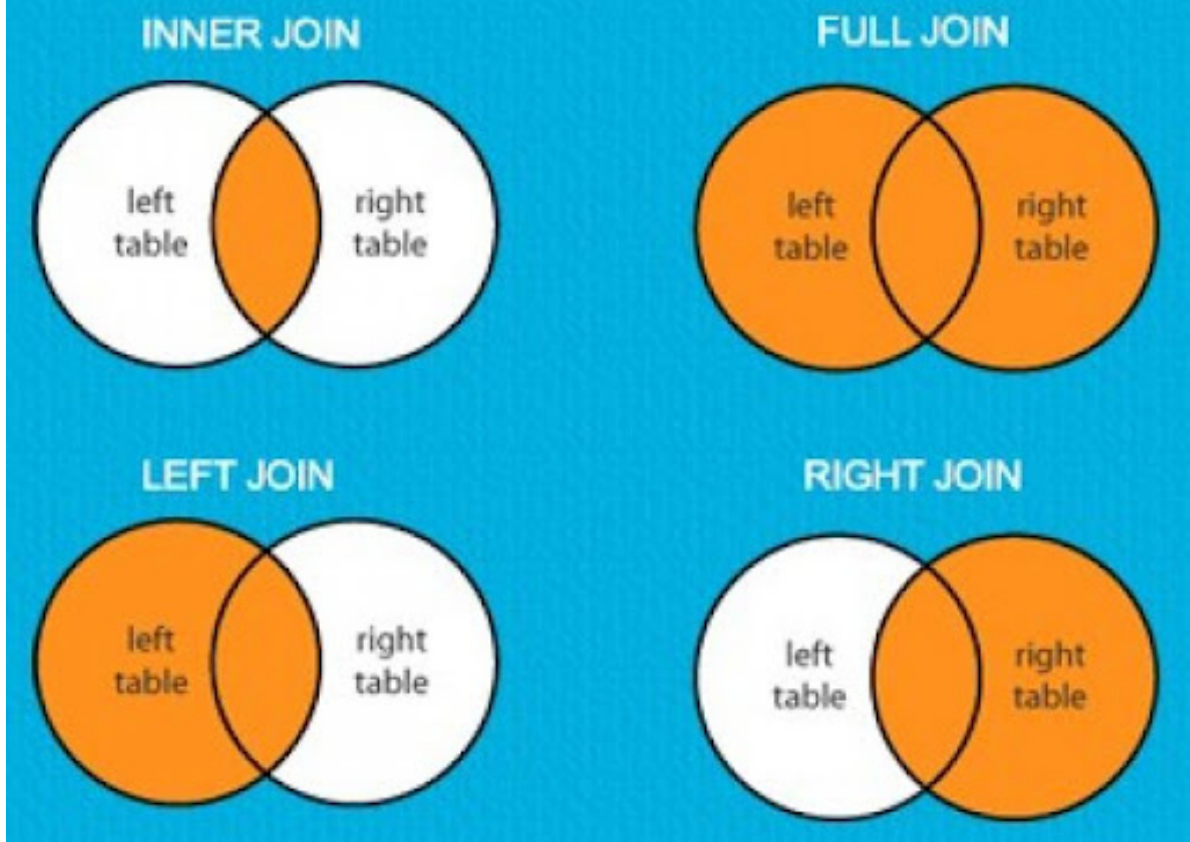
Tavsiye

Bu fonksiyonlar, veri çerçevesi içindeki verileri dönüştürmek ve düzenlemek için oldukça kullanışlıdır. Veri analizi sürecinde veri çerçevesini istediğiniz formata getirmek ve veriyi daha iyi anlamak için bu fonksiyonları kullanabilirsiniz. Daha ileri seviyede kullanmak için fonksiyonların argümanlarının nasıl kullanıldığını help kısmından ya da internetten araştırmanızı tavsiye ederim.

Ayrıca **gather** ve **spread** fonksiyonları yerine bunların daha kullanışlı bir karşılığı olan

pivot_longer ve **pivot_wider** fonksiyonlarını da tercih edebilirsiniz. Bu konudaki örnekleri incelemenizi tavsiye ederim. Belki bunları daha çok sevebilirsiniz.

join



R programlama dilinde **dplyr** paketinde bulunan **left_join()**, **right_join()**, **inner_join()**, ve **full_join()** gibi fonksiyonlar, veri çerçeveleri veya veri tabloları arasında birleştirme (join) işlemleri yapmak için kullanılır. Bu fonksiyonlar, farklı veri kaynaklarını birleştirmenizi veya ilişkilendirmenizi sağlar.

left_join() fonksiyonu, sol veri çerçevesi ile sağ veri çerçevesi arasında birleştirme işlemi yapar ve sol veri çerçevesindeki tüm gözlemleri korur. Eğer sağ veri çerçevesinde eşleşen gözlem yoksa, NA değerleri ile doldurulur.

```

veri1 <- data.frame(
  Öğrenci = c("Ali", "Esra", "Osman"),
  Puan1 = c(90, 85, 78)
)

veri2 <- data.frame(
  Öğrenci = c("Ali", "Derya", "Merve"),
  Puan2 = c(88, 92, 85)
)

birlesik_veri <- left_join(veri1, veri2, by = "Öğrenci")

print(birlesik_veri)

```

	Öğrenci	Puan1	Puan2
1	Ali	90	88
2	Esra	85	NA
3	Osman	78	NA

Bu kod, “Öğrenci” sütununa göre iki veri çerçevesini birleştirir. Sol veri çerçevesi (**veri1**) tüm gözlemleri içerir ve sağ veri çerçevesinde (**veri2**) eşleşen değerler varsa birleştirir.

right_join() fonksiyonu, **left_join()** ile benzerdir, ancak sağ veri çerçevesindeki tüm gözlemleri korur. Eğer sol veri çerçevesinde eşleşen gözlem yoksa, NA değerleri ile doldurulur.

```

birlesik_veri <- right_join(veri1, veri2, by = "Öğrenci")

print(birlesik_veri)

```

	Öğrenci	Puan1	Puan2
1	Ali	90	88
2	Derya	NA	92
3	Merve	NA	85

Bu kod, sağ veri çerçevesi (**veri2**) tüm gözlemleri içerir ve sol veri çerçevesinde (**veri1**) eşleşen değerler varsa birleştirir.

inner_join() fonksiyonu, sol ve sağ veri çerçeveleri arasında iç birleştirme yapar ve yalnızca ortak gözlemleri korur. Ortak gözlemleri içermeyen diğer gözlemleri atar.

```
birlesik_veri <- inner_join(veri1, veri2, by = "Öğrenci")  
  
print(birlesik_veri)
```

	Öğrenci	Puan1	Puan2
1	Ali	90	88

Bu kod, sadece sol ve sağ veri çerçevelerinde (**veri1** ve **veri2**) ortak olan gözlemleri korur.

full_join() fonksiyonu, sol ve sağ veri çerçeveleri arasında tam birleştirme yapar ve tüm gözlemleri korur. Ortak olmayan değerler NA ile doldurulur.

```
birlesik_veri <- full_join(veri1, veri2, by = "Öğrenci")  
  
print(birlesik_veri)
```

	Öğrenci	Puan1	Puan2
1	Ali	90	88
2	Esra	85	NA
3	Osman	78	NA
4	Derya	NA	92
5	Merve	NA	85

Bu kod, sol ve sağ veri çerçevelerini (**veri1** ve **veri2**) tamamen birleştirir ve tüm gözlemleri içerir.

i Not

Bu dört join fonksiyonu, farklı veri kaynaklarını birleştirme işlemlerinde kullanılır ve veri analizi sürecinde verileri daha kapsamlı bir şekilde incelemek için oldukça kullanışlıdır. Hangi join işleminin kullanılacağı, veri yapısına ve ihtiyaca bağlı olarak değişebilir.

Keşifçi Veri Analizi

Keşifçi Veri Analizi (Exploratory Data Analysis veya kısaca EDA), veri setinizi anlamak, içindeki örüntüleri ve ilişkileri belirlemek ve olası sorunları tanımlamak amacıyla veriye yakından bakmanızı sağlayan bir veri analizi yaklaşımıdır. EDA, verileri tanımanıza veya verilerdeki olası özellikler ve ilişkiler hakkında daha derin bir anlayış kazanmanıza yardımcı olabilir. EDA, yeni bir şey değildir, ancak EDA, birkaç nedenden dolayı yakın geçmişte önemli ölçüde büyümüştür:

- Veriler her zamankinden daha hızlı ve daha büyük miktarlarda üretiliyor, bu yüzden incelememiz gereken çok şey var.
- Bilgisayarlar ve yazılımlar (R gibi) EDA yapma fırsatlarını genişletmiştir.
- İstatistiksel model seçeneklerindeki artış, genellikle doğrudan geleneksel bir modele gitmek yerine verilerimize daha yakından bakmamızı gerektirmektedir.

EDA, verilerinizin nihai analizi açısından genellikle istatistiksel değildir, ancak EDA'nın geçiş süreci olarak düşünülmesi gerekir. EDA'dan öğrendikleriniz modellemenize rehberlik edecek ve istatistiksel araçlar hakkında verdiğiniz kararları doğrudan bilgilendirecektir. R gibi programlama dilleri ve istatistiksel araçlar, EDA sürecini kolaylaştırmak ve verileri görselleştirmek için kullanışlıdır. EDA, veri madenciliği ve veri bilimi projelerinin başlangıcında sıklıkla kullanılır ve aşağıdaki adımları içerir:

1. **Veri İçe Aktarma:** İlk adım, analiz yapmak için veriyi içe aktarmaktır. Veriyi R ortamına çeşitli formatlardan (CSV, Excel, SQL veritabanları, vb.) içe aktarabilirsiniz.
2. **Veriye Genel Bakış:** Veri setinize ilk bakışta, kaç gözlem ve değişken olduğunu, değişken türlerini (sayısal, kategorik, metinsel vb.) ve eksik verilerin varlığını incelemelisiniz. Bu bilgi, veri hakkında ilk fikirlerinizi oluşturmanıza yardımcı olur.
3. **Veri Görselleştirme:** Verileri görselleştirmek, EDA'nın önemli bir parçasıdır. R'nin ggplot2 gibi kütüphaneleri, verilerinizi grafiklerle görselleştirmek için kullanışlı araçlar sunar. Histogramlar, kutu grafikleri, çubuk grafikleri ve dağılım grafikleri gibi grafikler oluşturarak verilerinizi daha iyi anlayabilirsiniz.
4. **Merkezi Eğilim ve Dağılım Ölçüleri:** Veri setinizin merkezi eğilimini (ortalama, medyan, mod) ve dağılımını (standart sapma, varyans, çeyrekler arası aralık) hesaplayarak verilerinizin genel özelliklerini değerlendirebilirsiniz.

5. **Değişkenler Arası İlişkiler:** Değişkenler arasındaki ilişkileri anlamak için korelasyon analizi, scatter plotlar ve faktör analizi gibi teknikleri kullanabilirsiniz.
6. **Aykırı Değerler ve Eksik Veriler:** Aykırı değerleri tanımlayın ve bunların analiz üzerindeki etkilerini değerlendirin. Ayrıca eksik verileri ele alın (örneğin, eksik verileri doldurma veya eksik gözlemleri çıkarma).
7. **Veri Gruplama ve Alt Kümelere Bölme:** İhtiyaca göre veriyi gruplara ayırabilir veya alt kümeler oluşturabilirsiniz. Bu, farklı veri alt kümeleri arasındaki farkları incelemek için kullanışlı olabilir.
8. **Hipotez Testleri ve İstatistiksel Analiz:** EDA süreci sırasında, veriler üzerinde belirli hipotezleri test etmek için istatistiksel testler (t-test, ANOVA, vb.) uygulayabilirsiniz. Bu, verilerinizde anlamlı farklılıkları veya özellikleri tespit etmenize yardımcı olur.
9. **Sonuçların Yorumlanması:** EDA sürecinin sonunda, elde edilen sonuçları yorumlamalı ve bulgularınızı raporlamalısınız. Bulgularınız, daha sonraki analiz aşamaları veya veri madenciliği projeleri için temel oluşturur.

EDA, veri analizi sürecinin önemli bir parçasıdır çünkü veriyi daha iyi anlamanızı ve daha ileri analizler için yol haritasını belirlemenizi sağlar. Aynı zamanda veri setinizdeki hataları veya tutarsızlıkları tespit etmenize ve düzeltmenize de yardımcı olur.

Veri ile Tanışma

Veri analizinin başlangıç aşamasında, verinin yapısına, ne tür değişkenler içerdiğine, çeşitli özet istatistiklerine bakmak ve gerekli ise ne tür dönüşümler yapmak gerektiğini bilmek önemlidir. Bu süreçler daha derin analizlere daha kolay devam edebilmek için de önemlidir. Bunları gerçekleştirmek için hem özet tablolar hem de grafikler yardımıyla verileri tanımak gerekmektedir.

Tek ve iki değişkenli olarak sayısal ve kategorik veri analizi [mpg](#) verisi kullanılarak yapılacaktır. Bu veri setinde 38 farklı aracın yakıt verileri bulunmaktadır.

```
# mpg verisi ggplot2 paketinde olduğundan paketi çağırıyoruz
library(ggplot2)

head(mpg)
```

```
# A tibble: 6 x 11
  manufacturer model displ  year   cyl trans      drv    cty   hwy fl    class
  <chr>         <chr> <dbl> <int> <int> <chr>   <chr> <int> <int> <chr> <chr>
```

1	audi	a4	1.8	1999	4	auto(l5)	f	18	29	p	compa~
2	audi	a4	1.8	1999	4	manual(m5)	f	21	29	p	compa~
3	audi	a4	2	2008	4	manual(m6)	f	20	31	p	compa~
4	audi	a4	2	2008	4	auto(av)	f	21	30	p	compa~
5	audi	a4	2.8	1999	6	auto(l5)	f	16	26	p	compa~
6	audi	a4	2.8	1999	6	manual(m5)	f	18	26	p	compa~

```
nrow(mpg)
```

```
[1] 234
```

```
ncol(mpg)
```

```
[1] 11
```

```
str(mpg)
```

```
tibble [234 x 11] (S3: tbl_df/tbl/data.frame)
 $ manufacturer: chr [1:234] "audi" "audi" "audi" "audi" ...
 $ model       : chr [1:234] "a4" "a4" "a4" "a4" ...
 $ displ      : num [1:234] 1.8 1.8 2 2 2.8 2.8 3.1 1.8 1.8 2 ...
 $ year       : int [1:234] 1999 1999 2008 2008 1999 1999 2008 1999 1999 2008 ...
 $ cyl        : int [1:234] 4 4 4 4 6 6 6 4 4 4 ...
 $ trans      : chr [1:234] "auto(l5)" "manual(m5)" "manual(m6)" "auto(av)" ...
 $ drv        : chr [1:234] "f" "f" "f" "f" ...
 $ cty        : int [1:234] 18 21 20 21 16 18 18 18 16 20 ...
 $ hwy        : int [1:234] 29 29 31 30 26 26 27 26 25 28 ...
 $ fl         : chr [1:234] "p" "p" "p" "p" ...
 $ class      : chr [1:234] "compact" "compact" "compact" "compact" ...
```

```
colnames(mpg)
```

```
[1] "manufacturer" "model"          "displ"          "year"          "cyl"
[6] "trans"        "drv"            "cty"            "hwy"           "fl"
[11] "class"
```

```
summary(mpg)
```

```
manufacturer      model      displ      year
Length:234        Length:234      Min.   :1.600   Min.   :1999
Class :character   Class :character   1st Qu.:2.400   1st Qu.:1999
Mode  :character   Mode  :character   Median :3.300   Median :2004
                                   Mean  :3.472   Mean  :2004
                                   3rd Qu.:4.600   3rd Qu.:2008
                                   Max.   :7.000   Max.   :2008

      cyl      trans      drv      cty
Min.   :4.000   Length:234      Length:234      Min.   : 9.00
1st Qu.:4.000   Class :character   Class :character   1st Qu.:14.00
Median :6.000   Mode  :character   Mode  :character   Median :17.00
Mean   :5.889                                     Mean  :16.86
3rd Qu.:8.000                                     3rd Qu.:19.00
Max.   :8.000                                     Max.   :35.00

      hwy      fl      class
Min.   :12.00   Length:234      Length:234
1st Qu.:18.00   Class :character   Class :character
Median :24.00   Mode  :character   Mode  :character
Mean   :23.44
3rd Qu.:27.00
Max.   :44.00
```

```
df <- mpg
```

```
# class değişkenini faktöre çevirip, kategorilerine bakalım
df$class <- factor(df$class)
levels(df$class)
```

```
[1] "2seater"      "compact"      "midsize"      "minivan"      "pickup"
[6] "subcompact"   "suv"
```

```
dplyr::glimpse(df)
```

```
Rows: 234
Columns: 11
$ manufacturer <chr> "audi", "audi", "audi", "audi", "audi", "audi", "audi", "~
$ model        <chr> "a4", "a4", "a4", "a4", "a4", "a4", "a4", "a4 quattro", "~
```

```

$ displ      <dbl> 1.8, 1.8, 2.0, 2.0, 2.8, 2.8, 3.1, 1.8, 1.8, 2.0, 2.0, 2.~
$ year       <int> 1999, 1999, 2008, 2008, 1999, 1999, 2008, 1999, 1999, 200~
$ cyl        <int> 4, 4, 4, 4, 6, 6, 6, 4, 4, 4, 4, 6, 6, 6, 6, 6, 8, 8, ~
$ trans      <chr> "auto(15)", "manual(m5)", "manual(m6)", "auto(av)", "auto~
$ drv        <chr> "f", "f", "f", "f", "f", "f", "f", "4", "4", "4", "4", "4~
$ cty        <int> 18, 21, 20, 21, 16, 18, 18, 18, 16, 20, 19, 15, 17, 17, 1~
$ hwy        <int> 29, 29, 31, 30, 26, 26, 27, 26, 25, 28, 27, 25, 25, 25, 2~
$ fl         <chr> "p", "p", "p", "p", "p", "p", "p", "p", "p", "p", "p", "p~
$ class      <fct> compact, compact, compact, compact, compact, compact, com~

```

Tavsiye

Veri analizi için **skimr** paketi de kullanılabilir. **skimr**, R programlama dilinde veri setlerinin hızlı bir şekilde özetlenmesini sağlayan bir pakettir. Veri setlerinin yapısını, özelliklerini ve bazı istatistiksel özetlerini görsel ve açıklayıcı bir şekilde sunar. Bu paket, veri keşfi aşamasında veri setinin genel özelliklerini anlamak için kullanılır.

skimr paketi, veri setinizdeki değişkenlerin türlerine göre istatistiksel özetler sunar. Örneğin, sayısal değişkenler için merkezi eğilim ölçüleri (ortalama, medyan), dağılım (standart sapma, min-max değerleri), faktör değişkenleri için sınıf sayısı, en sık rastlanan sınıf ve eksik veri durumları gibi bilgileri sunar.

Bu paket, veri setinin yapısını hızlıca anlamak ve önemli özelliklerini keşfetmek için kullanılır. Özellikle veri setlerinin keşfedilmesi, temizlenmesi ve analiz edilmesi aşamalarında oldukça faydalıdır. Bu, veri analiz sürecinde veriye daha derinlemesine bakmayı ve hangi analiz tekniklerinin kullanılacağına dair daha iyi bir anlayış geliştirmeyi sağlar.

Sürekli Değişkenler

Veri analizi, birçok farklı değişken türünün incelenmesini gerektirir. Bu değişkenler arasında sürekli değişkenler özellikle önemlidir. Sürekli değişkenler, belirli bir aralıktaki değerleri alabilen ve sonsuz sayıda mümkün değer içeren değişkenlerdir. Örnek olarak, yaş, gelir, sıcaklık gibi değerler sürekli değişkenlere örnektir. Sürekli değişkenlerin analizi, verileri anlamak ve içindeki örüntüleri keşfetmek için kullanılır. Bu analiz, genellikle aşağıdaki adımları içerir:

1. **Veri Görselleştirme:** Sürekli değişkenlerin analizine başlamak için verilerinizi görselleştirmek önemlidir. Histogramlar, kutu grafikleri, yoğunluk grafikleri ve saçılım grafikleri gibi grafikler, veri dağılımını ve örüntülerini görsel olarak incelemenize yardımcı olur. Bu grafikler, veri setinizin merkezi eğilimini (ortalama veya medyan), yayılımını ve aykırı değerleri hızla görmeye yardımcı olur.
2. **Merkezi Eğilim ve Dağılım Ölçüleri:** Sürekli değişkenlerin merkezi eğilimini ve dağılımını hesaplamak verileri özetlemenin önemli bir yoludur. Bu ölçümler, veri setinin

merkezi noktasını ve veri noktalarının nasıl dağıldığını anlamamıza yardımcı olur. Örnek olarak, ortalama (mean), medyan (median), standart sapma (standard deviation) ve varyans (variance) gibi ölçümler bu aşamada kullanılır.

3. **Korelasyon Analizi:** Eğer birden fazla sürekli değişken arasındaki ilişkiyi anlamak istiyorsanız, korelasyon analizi yapabilirsiniz. Korelasyon, iki değişken arasındaki ilişkinin gücünü ve yönünü ölçer. Korelasyon katsayısı, bu ilişkiyi değerlendirmek için kullanılır. Pozitif bir korelasyon, iki değişkenin aynı yönde değiştiğini, negatif bir korelasyon ise iki değişkenin ters yönde değiştiğini gösterir.
4. **Hipotez Testleri:** Sürekli değişkenler arasındaki farklılıkları değerlendirmek için hipotez testleri kullanılabilir. Örneğin, iki grup arasındaki ortalama değerlerin istatistiksel olarak anlamlı bir farklılık gösterip göstermediğini belirlemek için t-testleri veya ANOVA analizi kullanılabilir.
5. **Güven Aralıkları:** Sürekli değişkenlerin analizi sırasında, belirli bir parametre (örneğin, ortalama) hakkında güven aralıkları hesaplanabilir. Bu güven aralıkları, parametrenin belirli bir güven düzeyinde bulunduğu aralığı gösterir. Bu, parametrenin tahmini kesinliğini değerlendirmek için kullanışlıdır.

Sürekli değişkenlerin analizi, verileri anlama ve kararlarımızı destekleme sürecinin önemli bir parçasıdır. İyi bir analiz, veri setinizdeki örüntüleri ve ilişkileri açığa çıkarmanıza yardımcı olur ve bilinçli kararlar almanıza yardımcı olur. Bu nedenle, sürekli değişkenlerin analizi yaparken yukarıda belirtilen adımları takip etmek önemlidir.

```
# cty ve hwy değişkenlerini inceleyelim.  
# cty şehiriçi, hwy şehirarasını ifade ediyor.
```

```
summary(df$cty)
```

Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
9.00	14.00	17.00	16.86	19.00	35.00

```
var(df$cty)
```

```
[1] 18.11307
```

```
mean(df$cty)
```

```
[1] 16.85897
```

```
summary(df$hwy)
```

Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
12.00	18.00	24.00	23.44	27.00	44.00

```
var(df$hwy)
```

```
[1] 35.45778
```

```
mean(df$hwy)
```

```
[1] 23.44017
```

```
# 1 mile= 1.609 km
# 1 galon = 3.79 lt

# litre başına km hesaplama
galonmil_to_ltkm <- function(x){

  km <- x * 1.609/3.79
  return(km)
}

df$cty_ltkm <- galonmil_to_ltkm(df$cty)
df$hwy_ltkm <- galonmil_to_ltkm(df$hwy)
quantile(df$cty_ltkm)
```

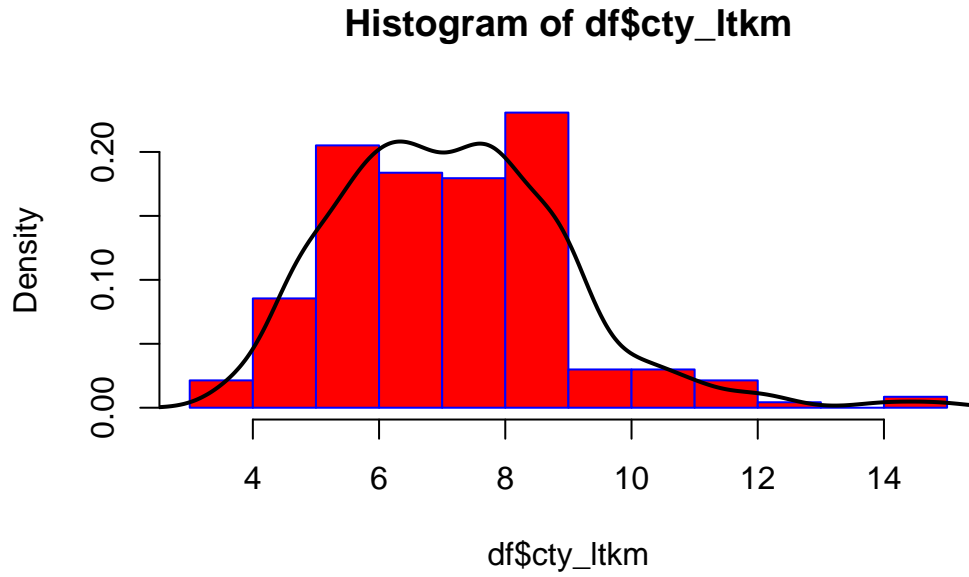
0%	25%	50%	75%	100%
3.820844	5.943536	7.217150	8.066227	14.858839

```
# şehir içi araçların % 75'i 1 lt ile 8.06 km den az yol alıyor.
quantile(df$hwy_ltkm)
```

0%	25%	50%	75%	100%
5.094459	7.641689	10.188918	11.462533	18.679683

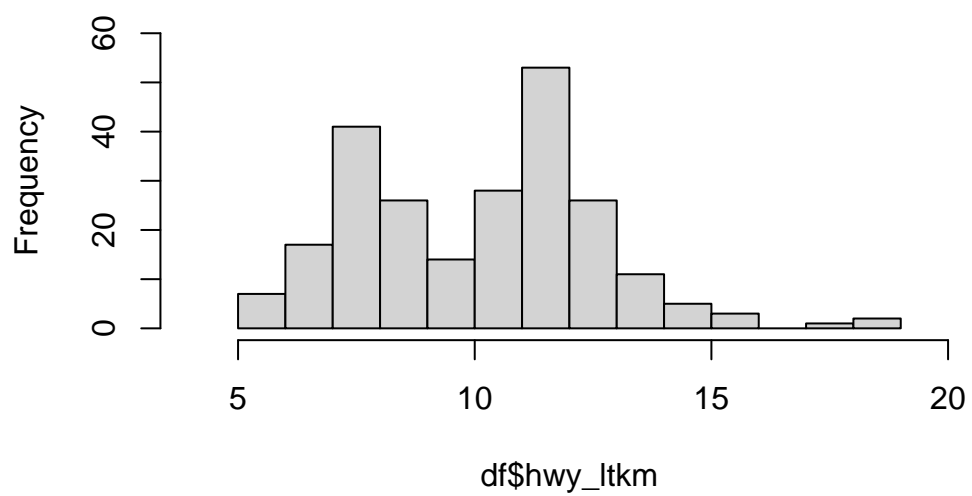
```
# şehirlerarası araçların % 75'i 1 lt ile 11.46 km den az yol alıyor.
```

```
# değişken dağılımı için histogram grafiği kullanılabilir.  
hist(df$cty_ltkm,freq = FALSE,col = "red",border = "blue")  
lines(density(df$cty_ltkm), col = "black", lwd = 2,)
```



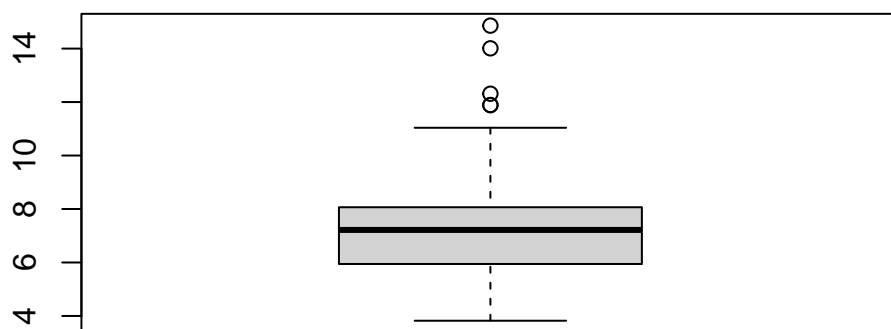
```
hist(df$hwy_ltkm,xlim = c(4,20), ylim = c(0,60), breaks = 10)
```

Histogram of df\$hwy_ltkm



```
# Boxplot  
boxplot(df$cty_ltkm, main = "Boxplot cty")
```

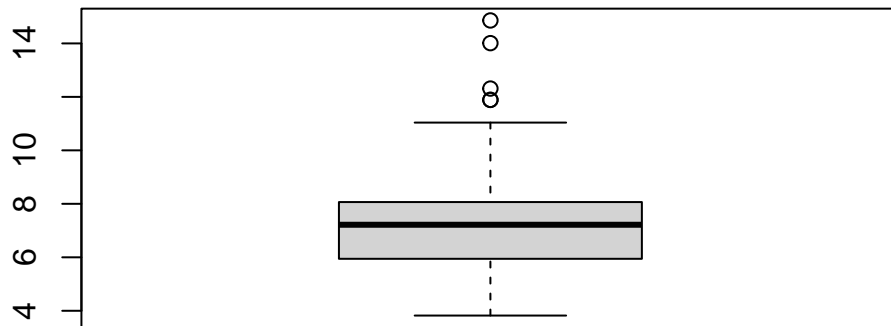
Boxplot cty




```
fivenum(df$cty_ltkm) # minimum, Q1, median, Q3, maximum
```

```
[1] 3.820844 5.943536 7.217150 8.066227 14.858839
```

```
# outliers  
boxplot(df$cty_ltkm)$out
```

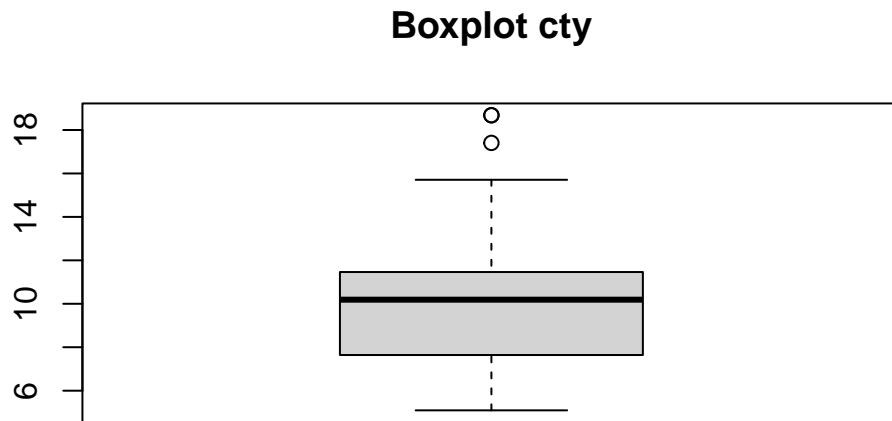


```
[1] 11.88707 11.88707 14.00976 14.85884 12.31161
```

```
# outliers hangi sıralarda  
which(df$cty_ltkm %in% boxplot(df$cty_ltkm)$out)
```

```
[1] 100 197 213 222 223
```

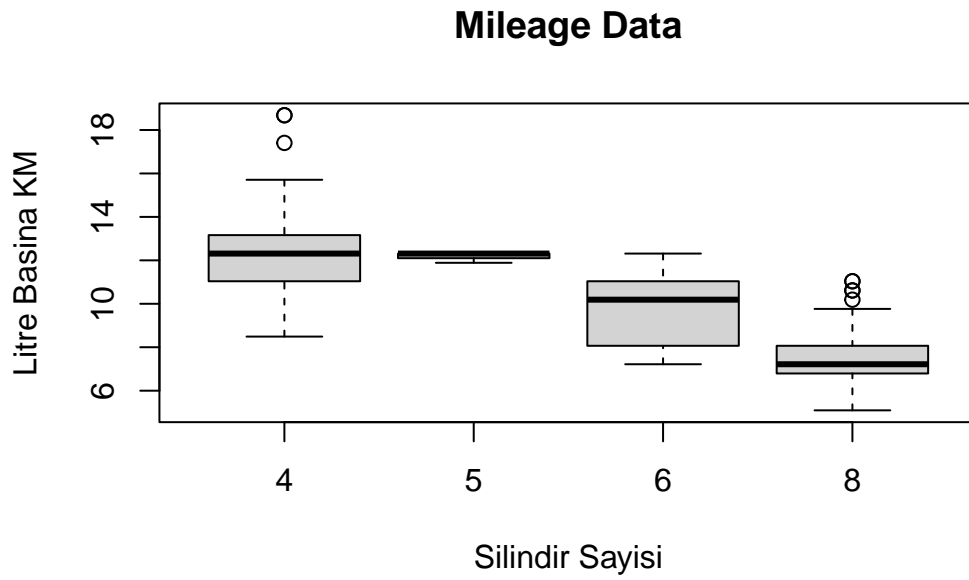
```
boxplot(df$hwy_ltkm, main = "Boxplot cty")
```



```
fivenum(df$hwy_ltkm) # minimum, Q1, median, Q3, maximum
```

```
[1] 5.094459 7.641689 10.188918 11.462533 18.679683
```

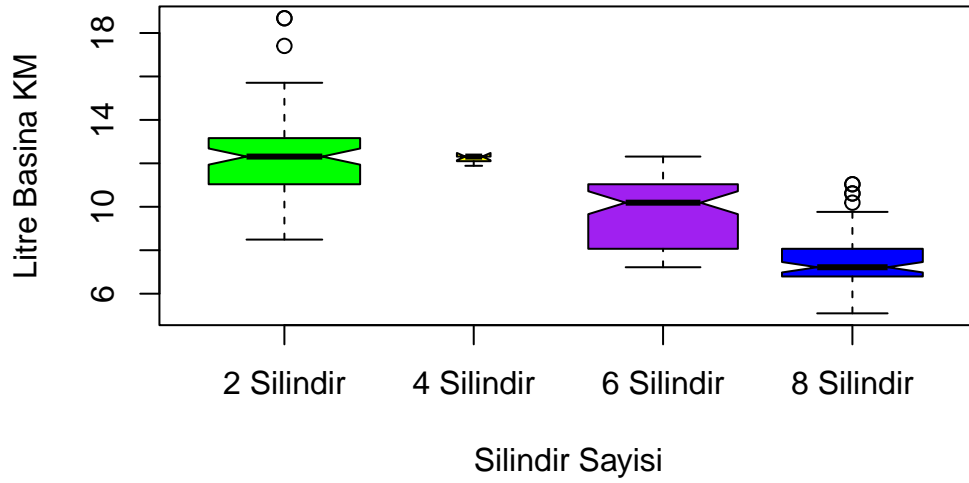
```
boxplot(hwy_ltkm ~ cyl, data = df, xlab = "Silindir Sayısı",  
        ylab = "Litre Başına KM", main = "Mileage Data")
```



```
boxplot(hwy_ltkm ~ cyl, data = df,  
        xlab = "Silindir Sayısı",  
        ylab = "Litre Başına KM",  
        main = "Mileage Data",  
        notch = TRUE,  
        varwidth = TRUE,  
        col = c("green", "yellow", "purple", "blue"),  
        names = c("2 Silindir", "4 Silindir", "6 Silindir", "8 Silindir")  
)
```

Warning in (function (z, notch = FALSE, width = NULL, varwidth = FALSE, : some notches went outside hinges ('box'): maybe set notch=FALSE

Mileage Data



```
# Sürekli iki değişken incelemek istersek;  
  
# displ ve cty_ltkm değişkenlerini inceleyelim  
# displ motor hacmini ifade ediyor  
  
summary(df$displ)
```

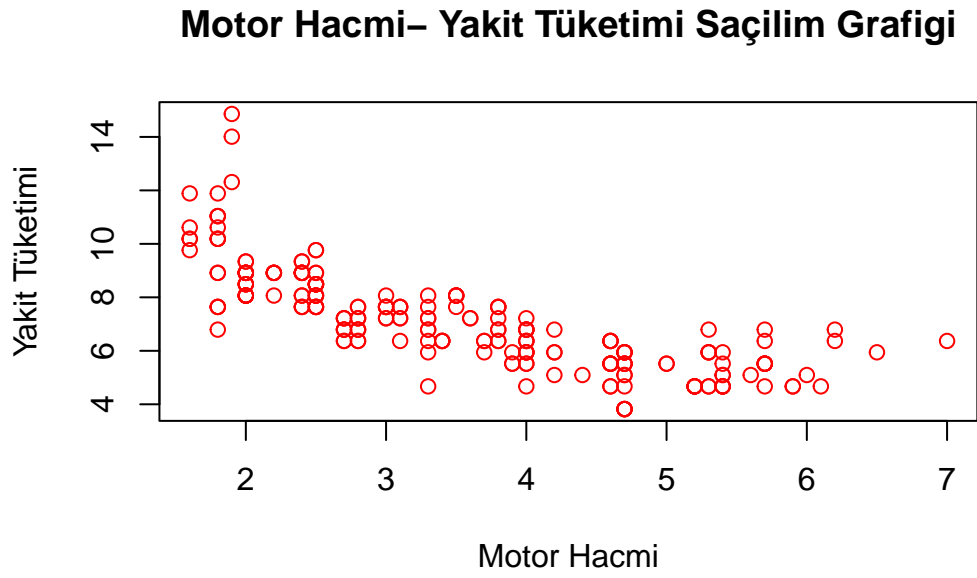
Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
1.600	2.400	3.300	3.472	4.600	7.000

```
with(df,cor(displ,cty_ltkm))
```

```
[1] -0.798524
```

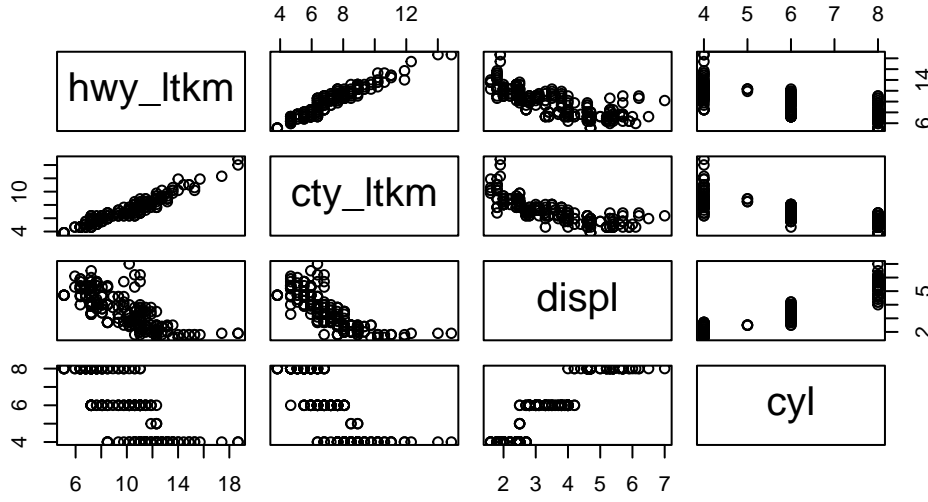
```
# motor hacmi ile lt başına km ters ilişkili  
  
plot(df$displ,df$cty_ltkm,  
      main = "Motor Hacmi- Yakıt Tüketimi Saçılım Grafiği",  
      col="red",  
      xlab = "Motor Hacmi",
```

```
ylab = "Yakıt Tüketimi")
```



```
# birden fazla değişkenin saçılım grafiği  
pairs(~hwy_ltkm+cty_ltkm+displ+cyl,data = df,main = "Scatterplot Matrix")
```

Scatterplot Matrix



Kategorik Değişkenler

Veri analizi sürecinde, kategorik değişkenler (veya gruplar) genellikle çok önemli bir rol oynar. Kategorik değişkenler, belirli bir sınıfı veya kategoriye temsil eden değişkenlerdir ve tipik olarak metin veya sembollerle ifade edilirler. Örnek olarak, cinsiyet, eğitim seviyesi, ürün kategorileri gibi değişkenler kategorik değişkenlere örnektir. Kategorik değişkenlerin analizi, bu değişkenlerin içindeki örüntüleri, dağılımları ve ilişkileri anlamamıza yardımcı olur. Aşağıda, kategorik değişkenlerin analizi için izlenebilecek temel adımları bulabilirsiniz:

1. **Frekans Tabloları ve Görselleştirme:** Kategorik değişkenlerin frekans tablolarını ve grafiklerini oluşturarak, her kategori veya sınıfın veri setinde ne kadar sık görüldüğünü anlayabilirsiniz. Örneğin, bar grafikleri, pasta grafikleri veya çubuk grafikleri kullanarak kategori frekanslarını görselleştirebilirsiniz. `summary()` ve `table()` gibi R fonksiyonları ile bu verileri inceleyebilirsiniz.
2. **İlişkileri İnceleme:** Kategorik değişkenler arasındaki ilişkileri anlamak önemlidir. İki kategorik değişken arasındaki ilişkiyi değerlendirmek için çapraz tablolar (cross-tabulation) ve ki-kare (chi-squared) istatistiksel testleri kullanabilirsiniz. Bu testler, iki değişken arasındaki bağımlılığı değerlendirmek için kullanılır.
3. **İstatistiksel Testler:** Kategorik değişkenlerin analizi sırasında, gruplar arasındaki farkları değerlendirmek için hipotez testleri kullanabilirsiniz. İki kategorik değişken arasındaki ilişkinin istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığını belirlemek için ki-kare testi veya

Fisher'in kesin testi gibi testler kullanabilirsiniz. Ayrıca ANOVA gibi testler, bir kategorik değişkenin birden fazla grup üzerindeki etkisini değerlendirmek için kullanılabilir.

4. **Veri Görselleştirme:** Kategorik değişkenlerin analizinde, gruplar arasındaki farkları daha iyi anlamak için grafikler kullanabilirsiniz. Bar grafikleri, grupların frekanslarını görselleştirmek için sıklıkla kullanılırken, gruplar arasındaki ilişkiyi anlamak için mozaik grafikleri veya heatmap'leri de kullanabilirsiniz.

Kategorik değişkenlerin analizi, veri setinizin içindeki desenleri ve ilişkileri anlamaya yardımcı olur. Bu analiz, kararlarınızı desteklemek ve veriyi daha iyi anlamak için önemlidir. R programlama dili, kategorik değişkenlerin analizi için bir dizi kullanışlı fonksiyon ve paket sunar. Bu adımları takip ederek, veri analiz projelerinizde kategorik değişkenleri etkili bir şekilde analiz edebilirsiniz.

```
# class ve trans değişkenlerine bakalım
# class araç sınıfı, trans ise vites türünü ifade ediyor.
```

```
summary(df$class)
```

2seater	compact	midsize	minivan	pickup	subcompact	suv
5	47	41	11	33	35	62

```
table(df$class)
```

2seater	compact	midsize	minivan	pickup	subcompact	suv
5	47	41	11	33	35	62

```
xtabs(~class,data=df)
```

```
class
```

2seater	compact	midsize	minivan	pickup	subcompact	suv
5	47	41	11	33	35	62

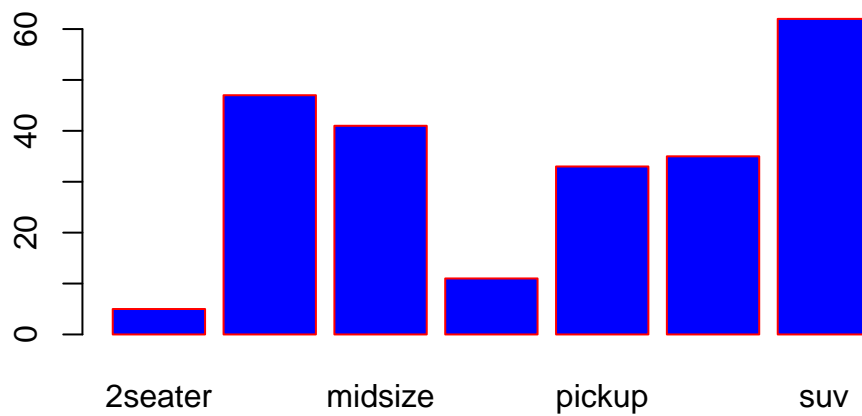
```
table(df$trans)
```

auto(av)	auto(l3)	auto(l4)	auto(l5)	auto(l6)	auto(s4)	auto(s5)
5	2	83	39	6	3	3
auto(s6)	manual(m5)	manual(m6)				
16	58	19				

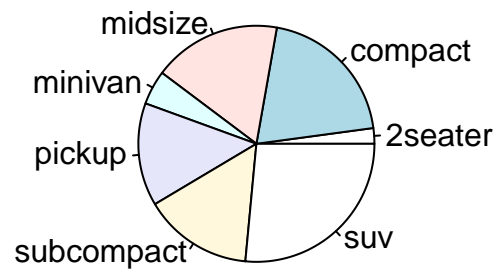
```
prop.table(table(df$class))
```

2seater	compact	midsize	minivan	pickup	subcompact	suv
0.02136752	0.20085470	0.17521368	0.04700855	0.14102564	0.14957265	0.26495726

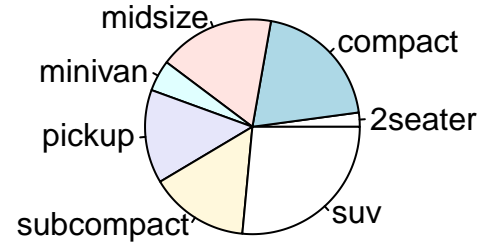
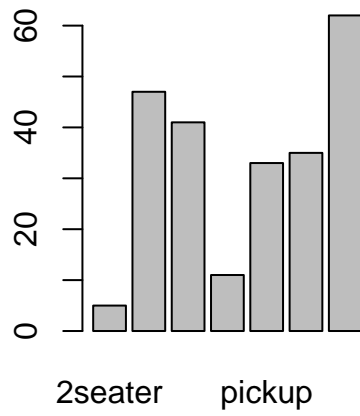
```
tab <- table(df$class)
barplot(tab,col="blue",border="red")
```



```
pie(tab)
```

```
par(mfrow = c(1, 2))  
barplot(tab)  
pie(tab)
```



```
# Kategorik iki deęişken incelemek istersek;
```

```
xtabs(~trans+class,data=df)
```

trans	class						
	2seater	compact	midsize	minivan	pickup	subcompact	suv
auto(av)	0	2	3	0	0	0	0
auto(l3)	0	1	0	1	0	0	0
auto(l4)	1	8	14	8	12	11	29
auto(l5)	0	4	5	0	8	4	18
auto(l6)	0	0	0	2	0	0	4
auto(s4)	0	2	1	0	0	0	0
auto(s5)	0	2	0	0	0	0	1
auto(s6)	1	5	6	0	0	1	3
manual(m5)	0	18	9	0	8	16	7
manual(m6)	3	5	3	0	5	3	0

```
prop.table(table(df$year,df$class),1) # satır toplamaları 1' eşittir
```

	2seater	compact	midsize	minivan	pickup	subcompact
1999	0.01709402	0.21367521	0.17094017	0.05128205	0.13675214	0.16239316
2008	0.02564103	0.18803419	0.17948718	0.04273504	0.14529915	0.13675214

	suv
1999	0.24786325
2008	0.28205128

```
prop.table(table(df$year,df$class),2) # sütun toplamaları 1' eşittir
```

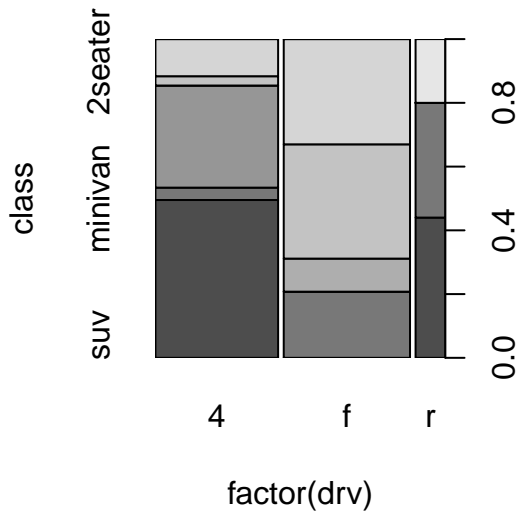
	2seater	compact	midsize	minivan	pickup	subcompact	suv
1999	0.4000000	0.5319149	0.4878049	0.5454545	0.4848485	0.5428571	0.4677419
2008	0.6000000	0.4680851	0.5121951	0.4545455	0.5151515	0.4571429	0.5322581

```
proportions(xtabs(~ manufacturer + year, data = df), 1)
```

	year	
manufacturer	1999	2008
audi	0.5000000	0.5000000
chevrolet	0.3684211	0.6315789
dodge	0.4324324	0.5675676
ford	0.6000000	0.4000000
honda	0.5555556	0.4444444
hyundai	0.4285714	0.5714286
jeep	0.2500000	0.7500000
land rover	0.5000000	0.5000000
lincoln	0.6666667	0.3333333
mercury	0.5000000	0.5000000
nissan	0.4615385	0.5384615
pontiac	0.6000000	0.4000000
subaru	0.4285714	0.5714286
toyota	0.5882353	0.4117647
volkswagen	0.5925926	0.4074074

```
# araç sınıfı ile drv değişkenine birlikte bakalım
# f = front-wheel drive (önden çekiş),
# r = rear wheel drive (arkadan çekiş),
# 4 = 4wd (4 çeker)
```

```
plot(class ~ factor(drv), data = df)
```



Eğer hem sürekli hem de kategorik değişkenleri incelemek istersek, benzer şekilde görselleştirme ve kategoriler arasında merkezi eğilim ölçüleri hesaplanabilir. Bunlar dışında uygun istatistiksel testler de gerçekleştirilebilir.

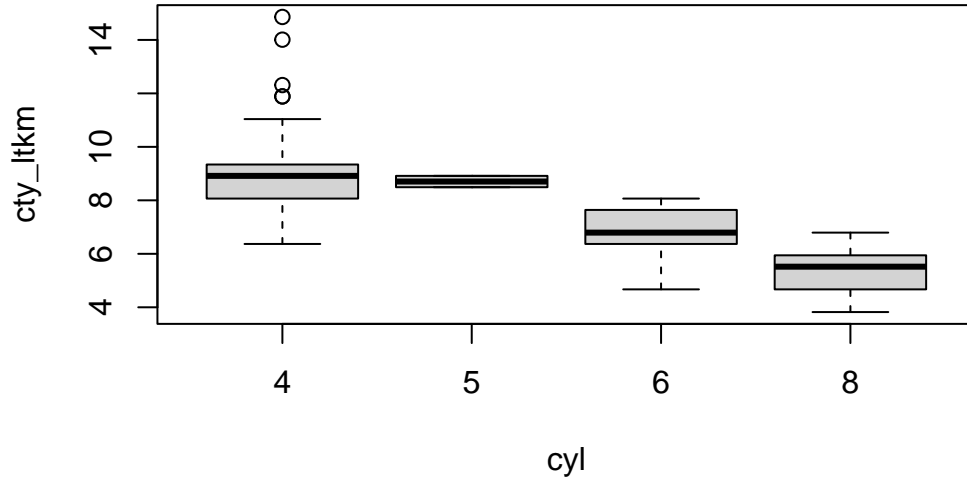
```
# Silindir düzeyinde yakıt tüketimi
tapply(df$cty_ltkm, df$cyl, mean)
```

```
      4      5      6      8
8.920545 8.703034 6.883968 5.337052
```

```
# Same using aggregate()
aggregate(cty_ltkm ~ cyl, data = df, FUN = mean)
```

```
  cyl cty_ltkm
1   4 8.920545
2   5 8.703034
3   6 6.883968
4   8 5.337052
```

```
boxplot(cty_ltkm ~ cyl, data = df)
```



Zaman Serileri

R programlama dili, zaman serileri analizi için kapsamlı bir dizi fonksiyon ve paket sunar. Zaman serileri analizi, zaman içindeki veri noktalarının örüntülerini ve trendlerini incelemeyi amaçlar. R'de zaman serileri ile çalışmak için **ts** (time series) nesnesi kullanılır. Bu nesne, zaman serisi verilerini zaman dilimleri (örneğin aylar, yıllar) veya tarihler ile ilişkilendirerek işlem yapmanıza olanak tanır.

`AirPassengers`

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
1949	112	118	132	129	121	135	148	148	136	119	104	118
1950	115	126	141	135	125	149	170	170	158	133	114	140
1951	145	150	178	163	172	178	199	199	184	162	146	166
1952	171	180	193	181	183	218	230	242	209	191	172	194
1953	196	196	236	235	229	243	264	272	237	211	180	201
1954	204	188	235	227	234	264	302	293	259	229	203	229
1955	242	233	267	269	270	315	364	347	312	274	237	278

```

1956 284 277 317 313 318 374 413 405 355 306 271 306
1957 315 301 356 348 355 422 465 467 404 347 305 336
1958 340 318 362 348 363 435 491 505 404 359 310 337
1959 360 342 406 396 420 472 548 559 463 407 362 405
1960 417 391 419 461 472 535 622 606 508 461 390 432

```

```
class(AirPassengers)
```

```
[1] "ts"
```

```
diff(AirPassengers) # fark alma
```

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
1949		6	14	-3	-8	14	13	0	-12	-17	-15	14
1950	-3	11	15	-6	-10	24	21	0	-12	-25	-19	26
1951	5	5	28	-15	9	6	21	0	-15	-22	-16	20
1952	5	9	13	-12	2	35	12	12	-33	-18	-19	22
1953	2	0	40	-1	-6	14	21	8	-35	-26	-31	21
1954	3	-16	47	-8	7	30	38	-9	-34	-30	-26	26
1955	13	-9	34	2	1	45	49	-17	-35	-38	-37	41
1956	6	-7	40	-4	5	56	39	-8	-50	-49	-35	35
1957	9	-14	55	-8	7	67	43	2	-63	-57	-42	31
1958	4	-22	44	-14	15	72	56	14	-101	-45	-49	27
1959	23	-18	64	-10	24	52	76	11	-96	-56	-45	43
1960	12	-26	28	42	11	63	87	-16	-98	-47	-71	42

```
stats::lag(AirPassengers,-1) # 1. gecikmesini alma
```

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
1949		112	118	132	129	121	135	148	148	136	119	104
1950	118	115	126	141	135	125	149	170	170	158	133	114
1951	140	145	150	178	163	172	178	199	199	184	162	146
1952	166	171	180	193	181	183	218	230	242	209	191	172
1953	194	196	196	236	235	229	243	264	272	237	211	180
1954	201	204	188	235	227	234	264	302	293	259	229	203
1955	229	242	233	267	269	270	315	364	347	312	274	237
1956	278	284	277	317	313	318	374	413	405	355	306	271
1957	306	315	301	356	348	355	422	465	467	404	347	305

```

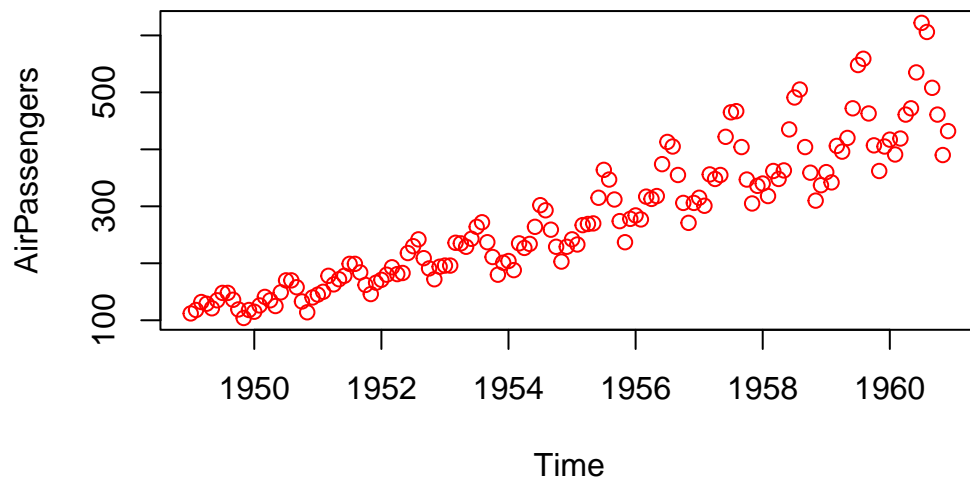
1958 336 340 318 362 348 363 435 491 505 404 359 310
1959 337 360 342 406 396 420 472 548 559 463 407 362
1960 405 417 391 419 461 472 535 622 606 508 461 390
1961 432

```

```

plot(AirPassengers,type = "p", col = "red") # points

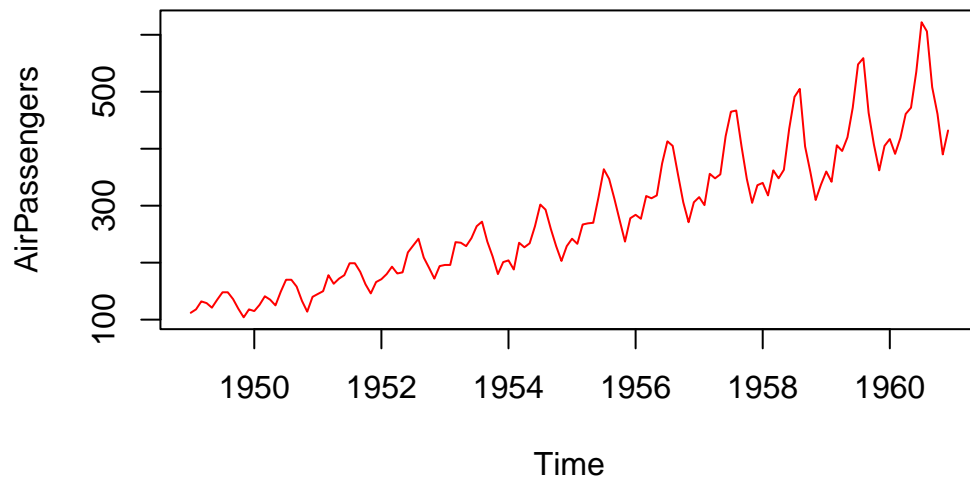
```



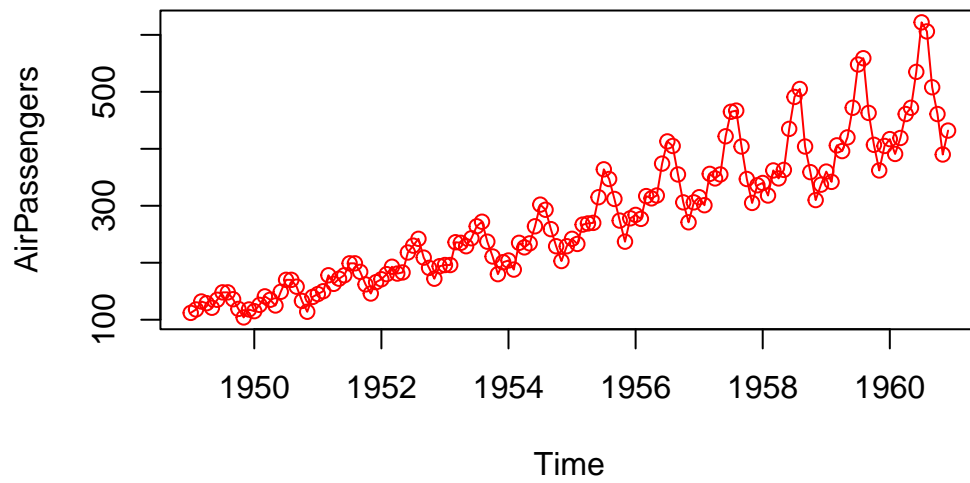
```

plot(AirPassengers,type = "l", col = "red") # line

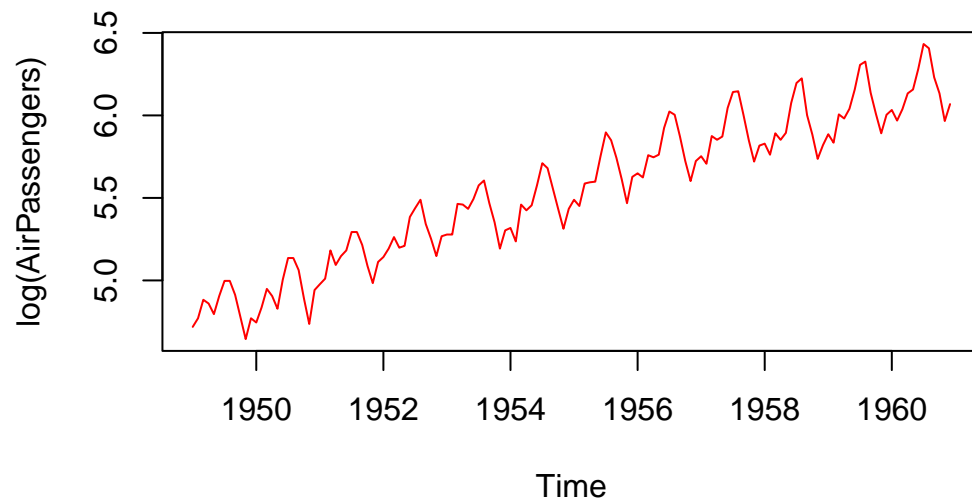
```



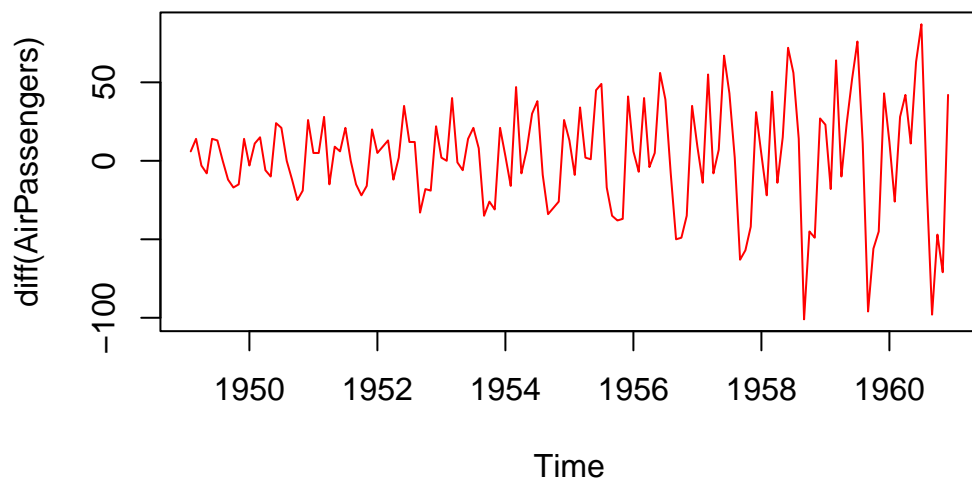
```
plot(AirPassengers,type = "o", col = "red") # points and line
```



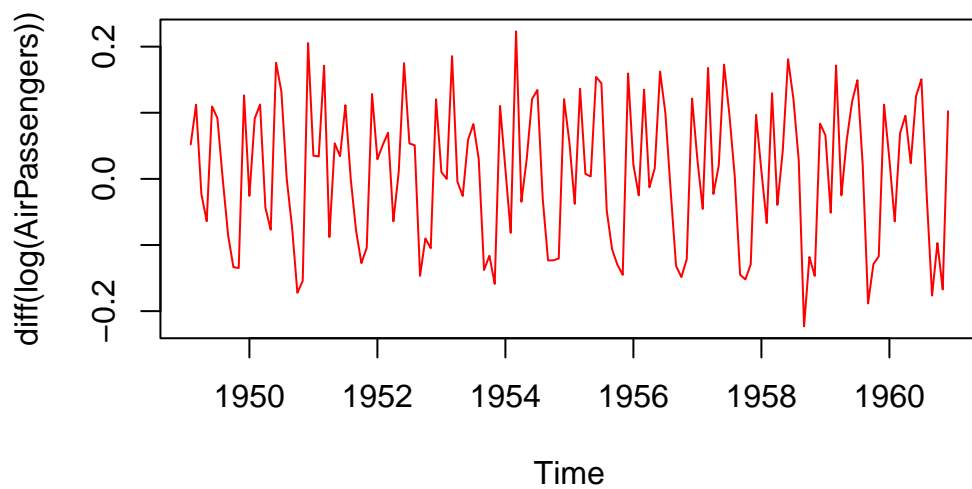

```
plot(log(AirPassengers),type = "l", col = "red") # line
```



```
plot(diff(AirPassengers),type = "l", col = "red") # line
```



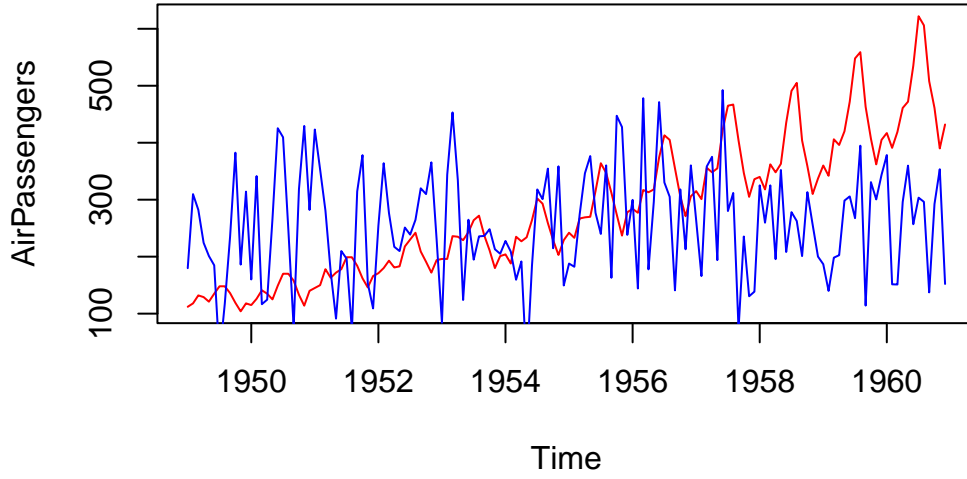
```
plot(diff(log(AirPassengers)),type = "l", col = "red") # line
```



```
# çoklu zaman serisi
ts <- ts(rnorm(length(AirPassengers),250,100),start = c(1949,1),frequency=12)
ts
```

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun
1949	179.808315	309.751776	282.172902	224.347397	201.118120	184.854166
1950	159.992201	341.454637	116.559736	124.505482	266.325929	425.379615
1951	423.216699	352.816637	280.852724	172.809732	91.228299	209.857092
1952	254.520674	364.031496	276.441697	217.312438	209.832943	251.126070
1953	84.045094	343.893632	453.136057	334.123378	123.892533	264.815557
1954	227.607040	208.765137	159.514275	191.607779	2.182761	184.187226
1955	187.909648	182.259691	273.971787	346.388021	376.526984	276.928163
1956	299.707302	144.118592	478.141594	177.679782	296.175250	471.332244
1957	263.856784	165.936321	358.287919	375.261600	193.925229	492.371439
1958	325.114131	259.654614	325.156095	195.601724	352.144156	208.186136
1959	186.829530	139.900177	198.227299	202.596868	298.415176	305.769123
1960	378.340469	151.479795	151.140899	295.975133	359.786871	256.926163
	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
1949	22.698459	117.602002	235.455519	382.534941	186.095419	314.160898
1950	409.565682	247.594933	76.015116	318.379549	429.449441	282.004482
1951	196.467192	70.878911	314.526384	378.165212	153.296099	109.163020
1952	238.694414	264.593333	319.963872	309.844123	365.530431	229.688777
1953	194.754297	235.652666	236.453804	248.226145	212.982516	205.091206
1954	317.973039	300.983033	354.530638	214.799913	358.547188	149.396713
1955	239.880083	360.258157	162.876774	447.281152	427.493681	238.190162
1956	330.228209	305.078865	140.881663	318.130116	212.916490	360.215028
1957	280.097791	311.784731	72.724153	235.380967	130.527426	138.579397
1958	278.110828	262.488396	200.982009	313.248937	255.920028	200.111731
1959	267.574597	394.770661	114.103836	330.788117	300.530799	343.541722
1960	303.534628	296.187598	137.291803	292.347829	353.470966	152.071025

```
plot(AirPassengers,type = "l",col = "red")
lines(ts, type = "l", col = "blue")
```

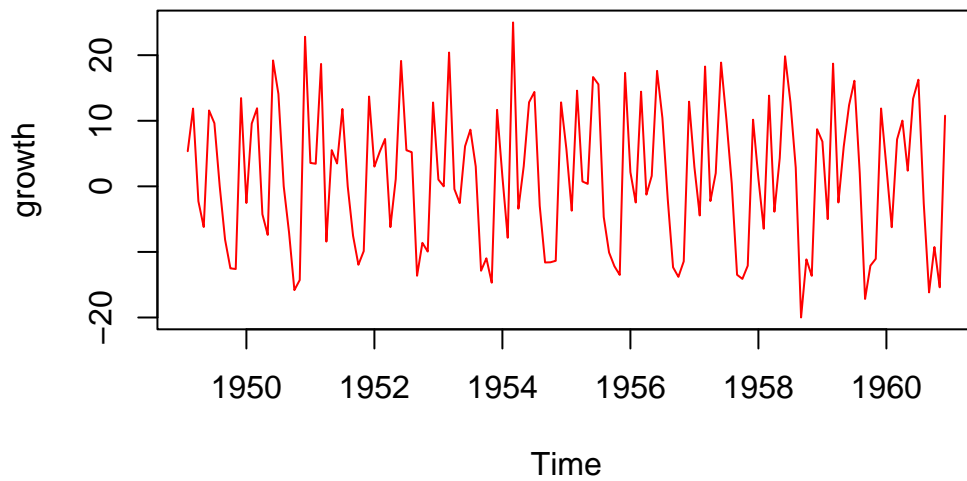


```
# yüzde deęişim
growth <- AirPassengers/stats::lag(AirPassengers,-1)*100-100
growth
```

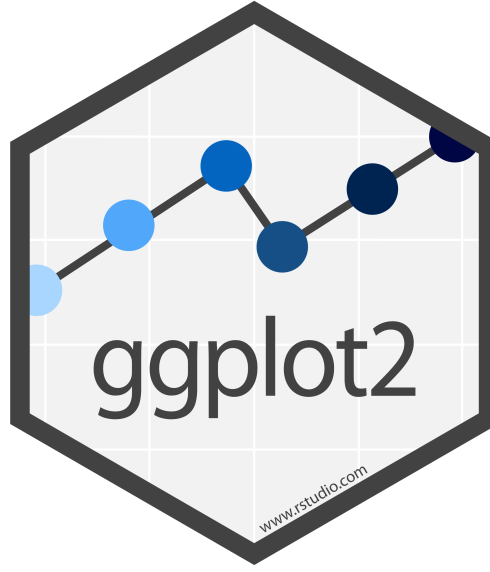
	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun
1949		5.3571429	11.8644068	-2.2727273	-6.2015504	11.5702479
1950	-2.5423729	9.5652174	11.9047619	-4.2553191	-7.4074074	19.2000000
1951	3.5714286	3.4482759	18.6666667	-8.4269663	5.5214724	3.4883721
1952	3.0120482	5.2631579	7.2222222	-6.2176166	1.1049724	19.1256831
1953	1.0309278	0.0000000	20.4081633	-0.4237288	-2.5531915	6.1135371
1954	1.4925373	-7.8431373	25.0000000	-3.4042553	3.0837004	12.8205128
1955	5.6768559	-3.7190083	14.5922747	0.7490637	0.3717472	16.6666667
1956	2.1582734	-2.4647887	14.4404332	-1.2618297	1.5974441	17.6100629
1957	2.9411765	-4.4444444	18.2724252	-2.2471910	2.0114943	18.8732394
1958	1.1904762	-6.4705882	13.8364780	-3.8674033	4.3103448	19.8347107
1959	6.8249258	-5.0000000	18.7134503	-2.4630542	6.0606061	12.3809524
1960	2.9629630	-6.2350120	7.1611253	10.0238663	2.3861171	13.3474576
	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
1949	9.6296296	0.0000000	-8.1081081	-12.5000000	-12.6050420	13.4615385
1950	14.0939597	0.0000000	-7.0588235	-15.8227848	-14.2857143	22.8070175
1951	11.7977528	0.0000000	-7.5376884	-11.9565217	-9.8765432	13.6986301
1952	5.5045872	5.2173913	-13.6363636	-8.6124402	-9.9476440	12.7906977

1953	8.6419753	3.0303030	-12.8676471	-10.9704641	-14.6919431	11.6666667
1954	14.3939394	-2.9801325	-11.6040956	-11.5830116	-11.3537118	12.8078818
1955	15.5555556	-4.6703297	-10.0864553	-12.1794872	-13.5036496	17.2995781
1956	10.4278075	-1.9370460	-12.3456790	-13.8028169	-11.4379085	12.9151292
1957	10.1895735	0.4301075	-13.4903640	-14.1089109	-12.1037464	10.1639344
1958	12.8735632	2.8513238	-20.0000000	-11.1386139	-13.6490251	8.7096774
1959	16.1016949	2.0072993	-17.1735242	-12.0950324	-11.0565111	11.8784530
1960	16.2616822	-2.5723473	-16.1716172	-9.2519685	-15.4013015	10.7692308

```
plot(growth,type = "l", col = "red")
```



ggplot2 ile Veri Görselleştirme



Bu bölümde ggplot2 paketi ile verilerin nasıl görselleştirildiğine bakacağız. ggplot2 grafiklerin dil bilgisi (**grammar of graphics**) prensiplerini temel alarak oluşturulmuştur. Bu prensiplere göre her grafik aynı parçalardan oluşturulabilir: bir veri seti, koordinat sistemi, ve “**geom**”lar - veri noktalarını temsil eden görsel işaretler.

ggplot2 ile veri görselleştirebilmemiz için önce grafik yapısını iyi tanımamız gerekiyor. Yatay eksen x ekseni, dikey eksen ise y ekseni olarak kabul ediliyor. Veri görselleştirmede **ggplot()** fonksiyonunu kullanıyoruz. **ggplot()** fonksiyonu içinde veri seti ismi ve **aes()** adlı estetik argümanına yatay ve dikey ekseninde kullanacağımız değişkenler (sütun isimleri) ile yer veriyoruz. Sonrasında, tercih edeceğimiz grafik tipine göre, **geom** fonksiyonlarından birini kullanacağız. Sıklıkla kullanılan geom fonksiyonları şunlardır:

- Nokta grafiği için **geom_point()**
- Çubuk veya sütun grafik için **geom_col()** ve **geom_bar()**
- Çizgi grafiği için **geom_line()**
- Histogram grafiği için **geom_histogram()**

- Boxplot grafiği için `geom_boxplot()`

Saçılım Grafikleri

Saçılım grafiği, genellikle fizik ve istatistik gibi bilimlerde kullanılan bir grafik türüdür. Saçılım grafiği, iki değişken arasındaki ilişkiyi görsel olarak göstermek için kullanılır. Bir ekseninde bir değişkenin değerleri, diğer ekseninde ise diğer değişkenin değerleri yer alır, ve her veri noktası bu iki değişkenin birleşimini temsil eder. Saçılım grafiği, veri noktalarının dağılımını, yoğunluklarını, odaklanma noktalarını ve olası eğilimleri anlamak için kullanılır. Bu grafik, veri setindeki aykırı değerleri tespit etmek, iki değişken arasındaki ilişkiyi değerlendirmek ve korelasyonu görsel olarak incelemek için oldukça kullanışlıdır.

Saçılım grafiği kullanarak, iki değişken arasındaki ilişkinin doğası hakkında bilgi edinebilirsiniz. Örneğin, pozitif bir korelasyon varsa, veri noktaları genellikle yukarı doğru bir eğilim gösterirken, negatif bir korelasyon varsa, veri noktaları genellikle aşağı doğru bir eğilim gösterir. Korelasyon olmaması durumunda ise veri noktaları dağınık bir şekilde yayılmış olur. Saçılım grafiği, istatistiksel analizlerde veri keşfi yapmak ve ilişkileri anlamak için önemli bir araçtır.

```
library(ggplot2)
library(dplyr)
```

Attaching package: 'dplyr'

The following objects are masked from 'package:stats':

`filter`, `lag`

The following objects are masked from 'package:base':

`intersect`, `setdiff`, `setequal`, `union`

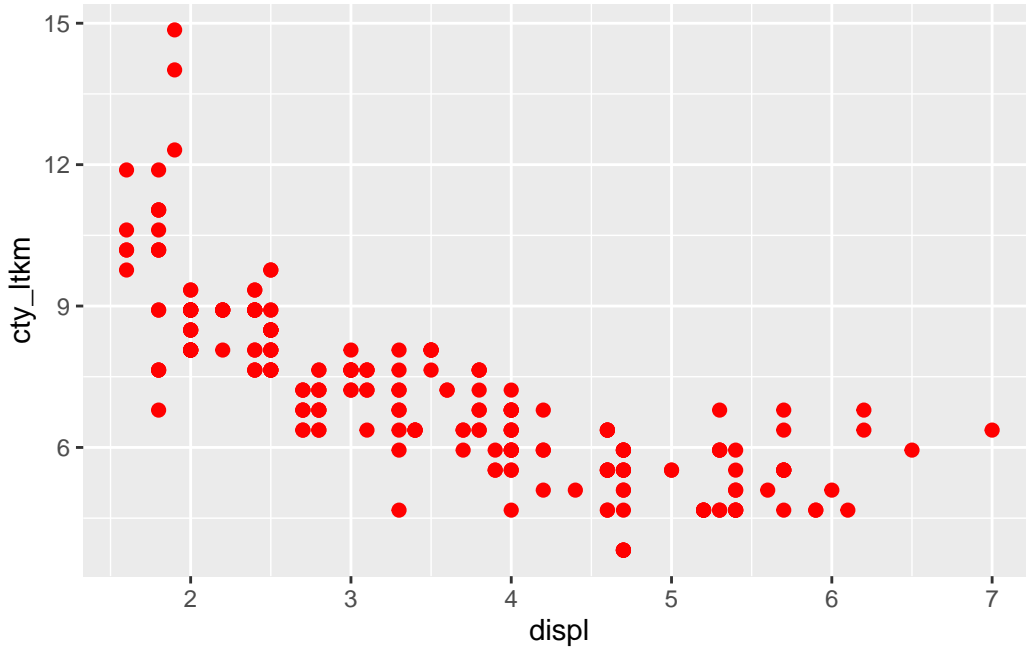
```
# Bir önceki bölümde üretilen yeni değişkenleri mpg veri setine yine ekleyelim.

# litre başına km hesaplama
galonmil_to_ltkm <- function(x){

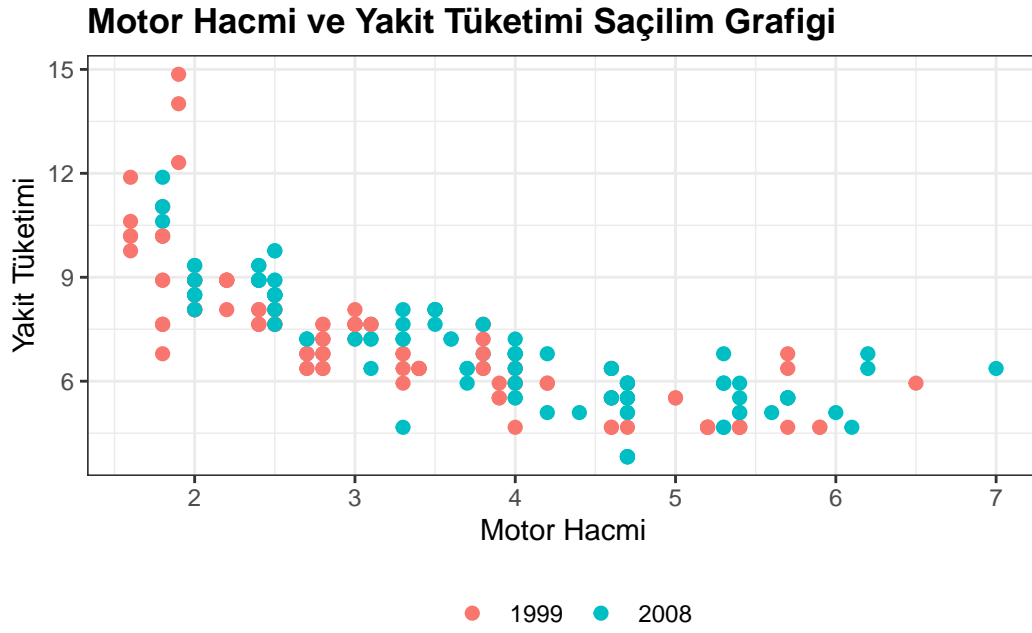
  km <- x * 1.609/3.79
  return(km)
}
```

```
df <- mpg
df$cty_ltkm <- galonmil_to_ltkm(df$cty)
df$hwy_ltkm <- galonmil_to_ltkm(df$hwy)

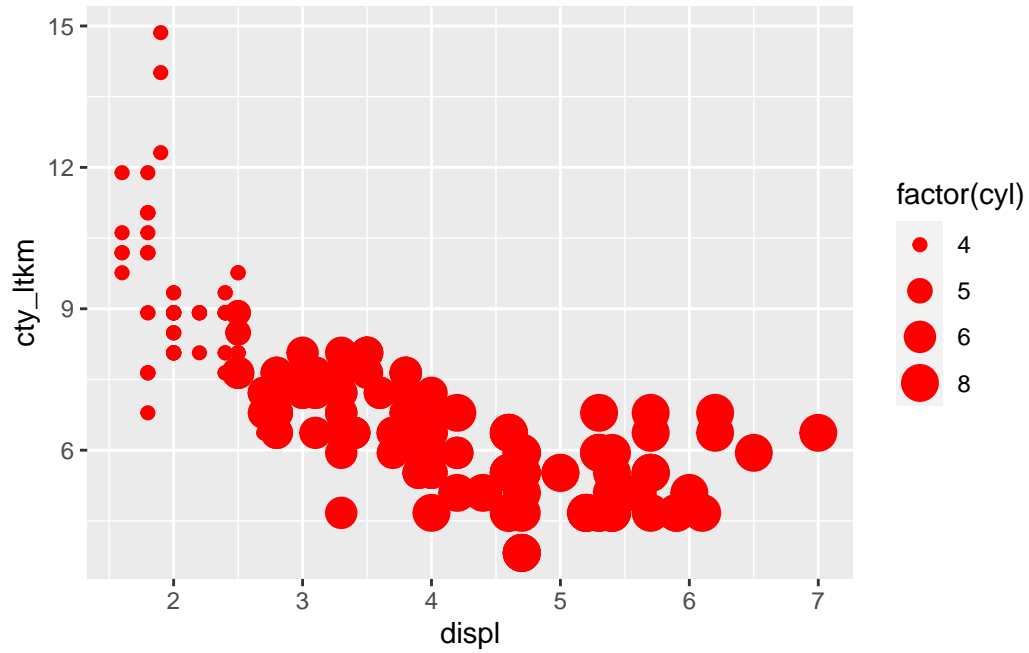
p1 <- ggplot(df,aes(x=displ,y=cty_ltkm)) +
  geom_point(size=2,color="red")
p1
```



```
# gruplar düzeyinde grafiği çizdirme
p2 <- ggplot(df,aes(x=displ,y=cty_ltkm,colour=as.factor(year))) +
  geom_point(size=2) +
  # grafiğe başlık ekleme
  ggtitle("Motor Hacmi ve Yakıt Tüketimi Saçılım Grafiği") +
  # eksenleri isimlendirme
  xlab("Motor Hacmi") +
  ylab("Yakıt Tüketimi")+
  theme_bw() + # tema değiştirme
  theme(legend.position = "bottom", # gruplama değişkeninin pozisyonunun değiştirme
        plot.title = element_text(face = "bold"), # kalın başlık
        legend.title = element_blank()) # grup başlığını kaldırma
```

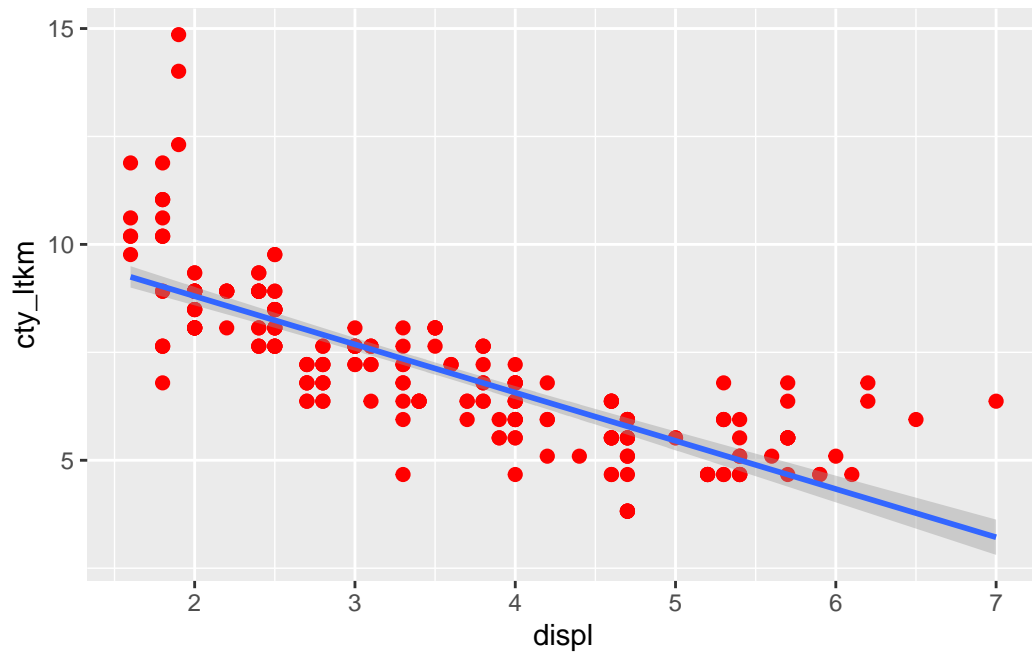



```
ggplot(df,aes(x=displ,y=cty_ltkm)) +  
  geom_point(aes(size=factor(cyl)),color="red")
```



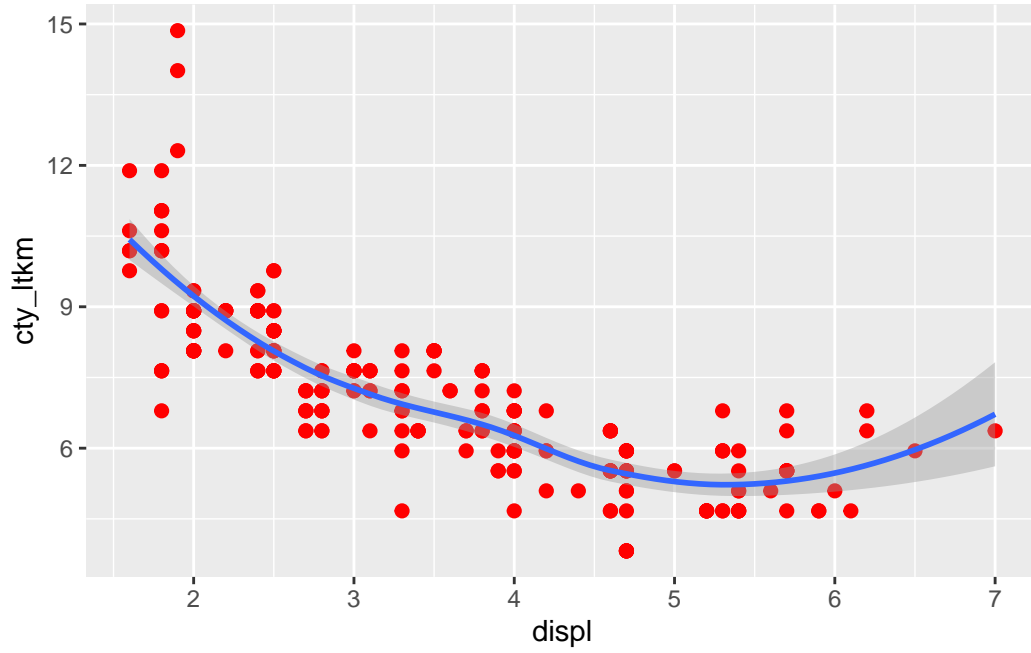
```
# grafiğe model eğrisi ekleme  
p1 + geom_smooth(method = lm, se = TRUE)
```

```
`geom_smooth()` using formula = 'y ~ x'
```



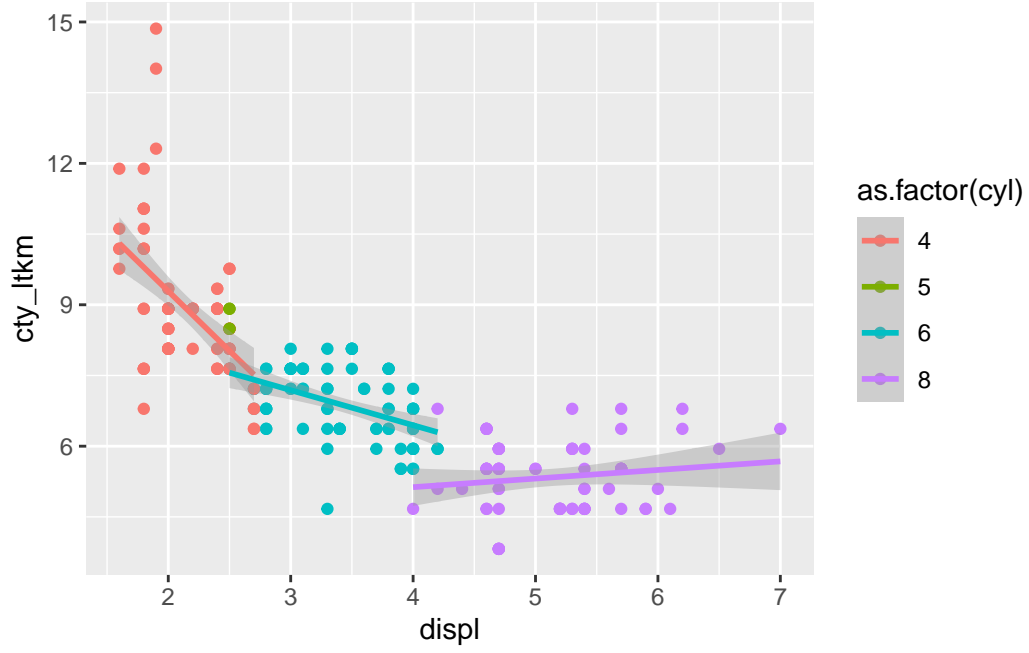
```
p1 + geom_smooth(method = loess, se = TRUE)
```

``geom_smooth()`` using formula = 'y ~ x'



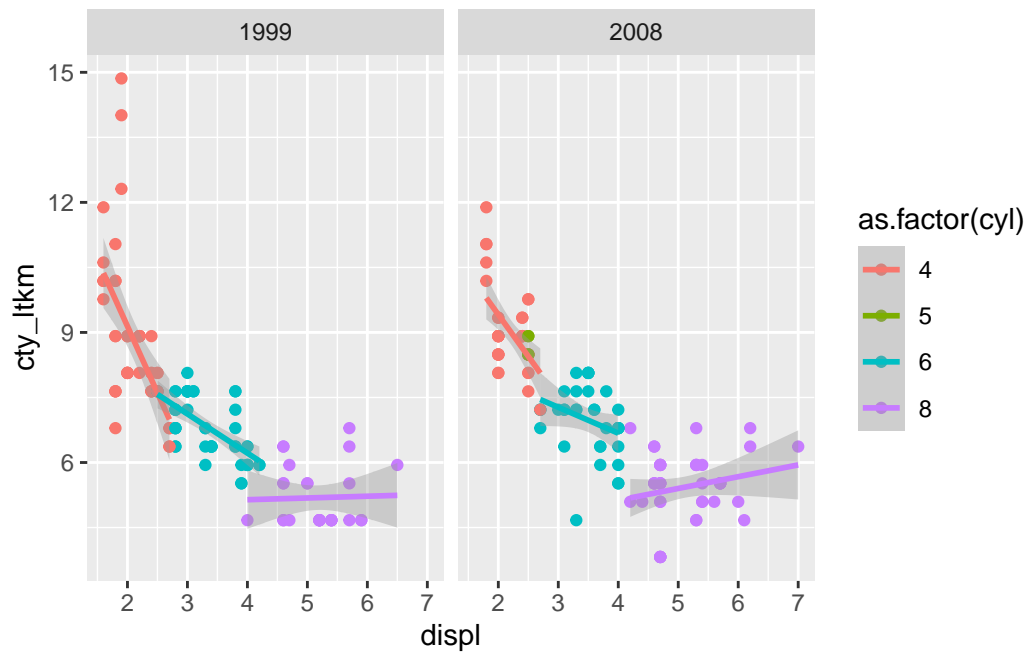
```
# grup düzeyinde model eğrileri ve saçılım grafiği
p3 <- df %>%
  ggplot(aes(x=displ,y=cty_ltkm,color=as.factor(cyl))) +
  geom_point() +
  geom_smooth(method = lm, se = TRUE)
p3
```

`geom_smooth()` using formula = 'y ~ x'



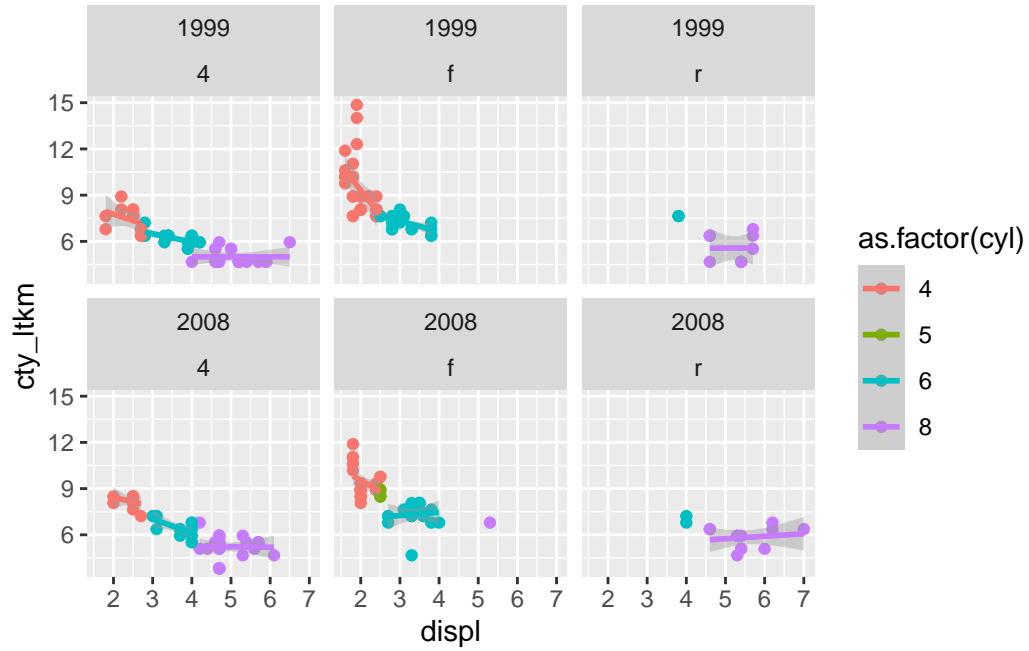
```
# grup ve yıl düzeyinde model eğrileri ve saçılım grafiği  
p3 + facet_wrap(~ year)
```

```
`geom_smooth()` using formula = 'y ~ x'
```



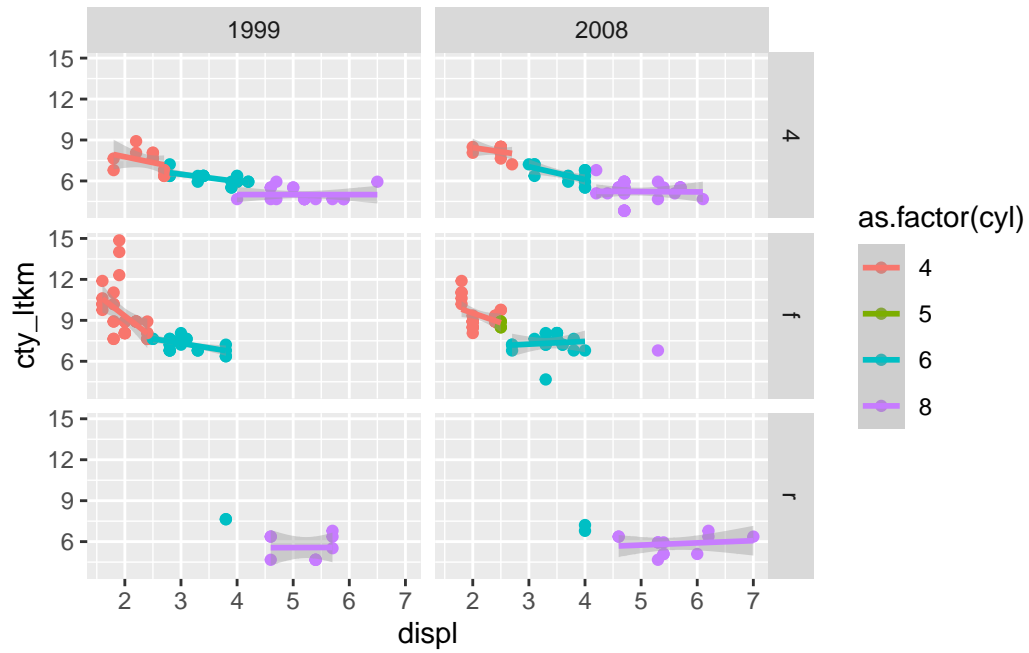
```
p3 + facet_wrap(~ year+drv)
```

```
`geom_smooth()` using formula = 'y ~ x'
```



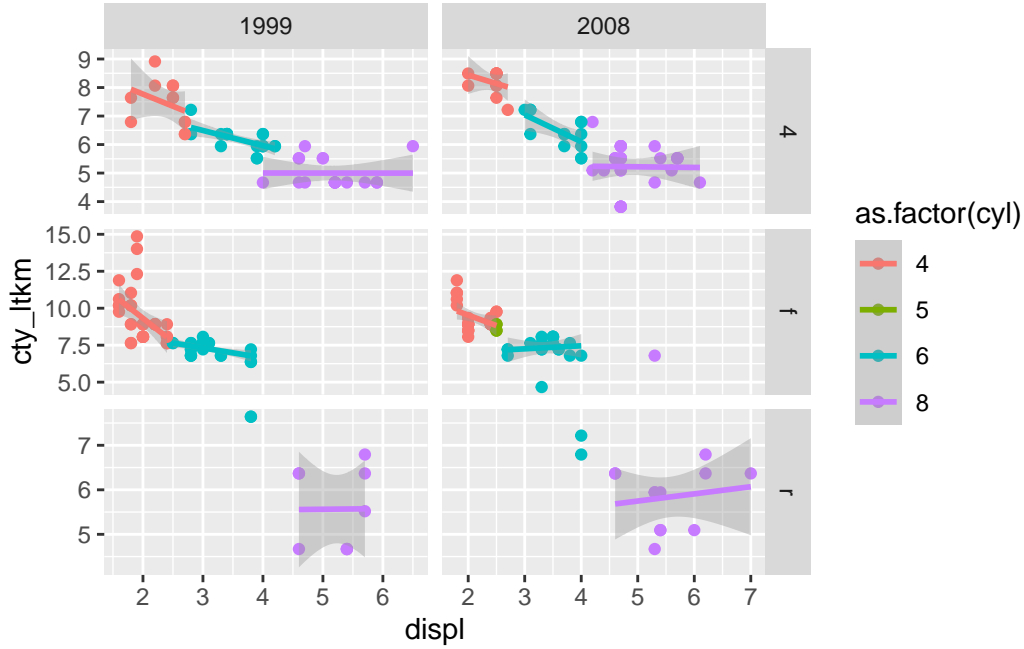
```
p3 + facet_grid(drv ~ year) # eksen aralıkları sabit
```

```
`geom_smooth()` using formula = 'y ~ x'
```



```
p3 + facet_grid(drv ~ year, scales = "free") # eksen aralıkları değişken
```

```
`geom_smooth()` using formula = 'y ~ x'
```

Zaman Serisi Grafikleri

Zaman serisi grafikleri, zamanla değişen verileri görsel olarak temsil etmek için kullanılan grafiklerdir. Bu tür grafikler, belirli bir süre boyunca gözlemlenen verileri analiz etmek, eğilimleri belirlemek, dönemsel desenleri tanımak ve istatistiksel analizler yapmak için yaygın olarak kullanılır. Zaman serisi verileri genellikle sabit aralıklarla veya farklı zaman dilimlerinde toplanır. En yaygın olan türü çizgi grafikleri olmakla birlikte sütun ve alan grafikleri de zaman serilerinin görselleştirilmesinde kullanılabilmektedir.

Örnekler ggplot2 paketi ile birlikte gelen `economics` veri seti ile yapılacaktır.

```
economics
```

```
# A tibble: 574 x 6
```

	date	pce	pop	psavert	uempmed	unemploy
	<date>	<dbl>	<dbl>	<dbl>	<dbl>	<dbl>
1	1967-07-01	507.	198712	12.6	4.5	2944
2	1967-08-01	510.	198911	12.6	4.7	2945
3	1967-09-01	516.	199113	11.9	4.6	2958
4	1967-10-01	512.	199311	12.9	4.9	3143
5	1967-11-01	517.	199498	12.8	4.7	3066

```

6 1967-12-01 525. 199657 11.8 4.8 3018
7 1968-01-01 531. 199808 11.7 5.1 2878
8 1968-02-01 534. 199920 12.3 4.5 3001
9 1968-03-01 544. 200056 11.7 4.1 2877
10 1968-04-01 544 200208 12.3 4.6 2709
# i 564 more rows

```

```
summary(economics)
```

```

      date              pce              pop              psavert
Min.   :1967-07-01   Min.   : 506.7   Min.   :198712   Min.   : 2.200
1st Qu.:1979-06-08   1st Qu.: 1578.3   1st Qu.:224896   1st Qu.: 6.400
Median :1991-05-16   Median : 3936.8   Median :253060   Median : 8.400
Mean   :1991-05-17   Mean   : 4820.1   Mean   :257160   Mean   : 8.567
3rd Qu.:2003-04-23   3rd Qu.: 7626.3   3rd Qu.:290291   3rd Qu.:11.100
Max.   :2015-04-01   Max.   :12193.8   Max.   :320402   Max.   :17.300

      uempmed          unemploy
Min.   : 4.000   Min.   : 2685
1st Qu.: 6.000   1st Qu.: 6284
Median : 7.500   Median : 7494
Mean   : 8.609   Mean   : 7771
3rd Qu.: 9.100   3rd Qu.: 8686
Max.   :25.200   Max.   :15352

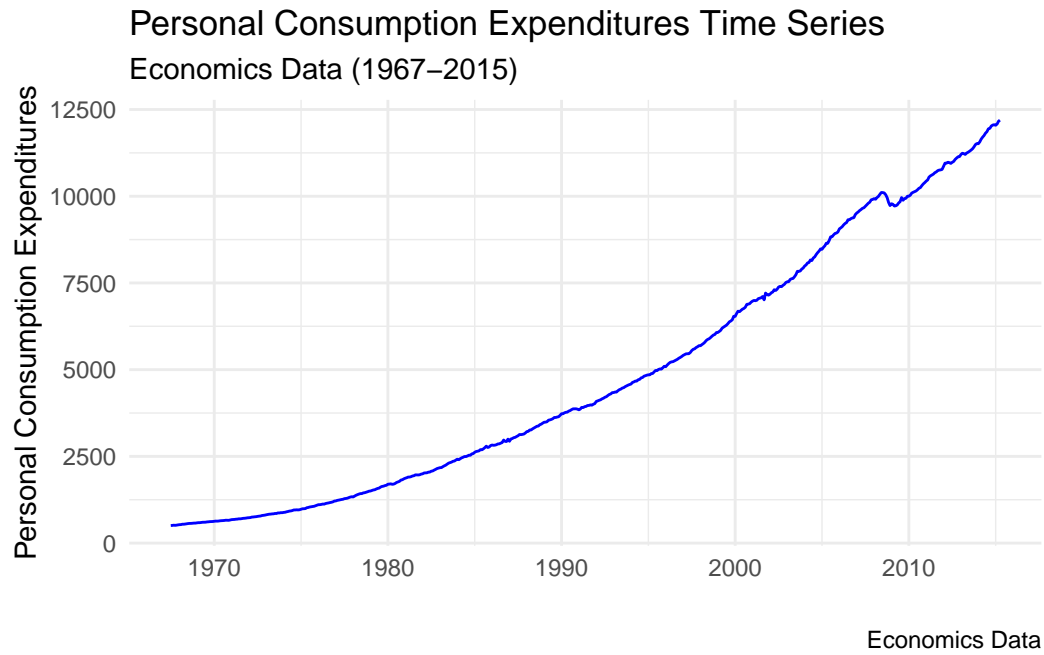
```

```

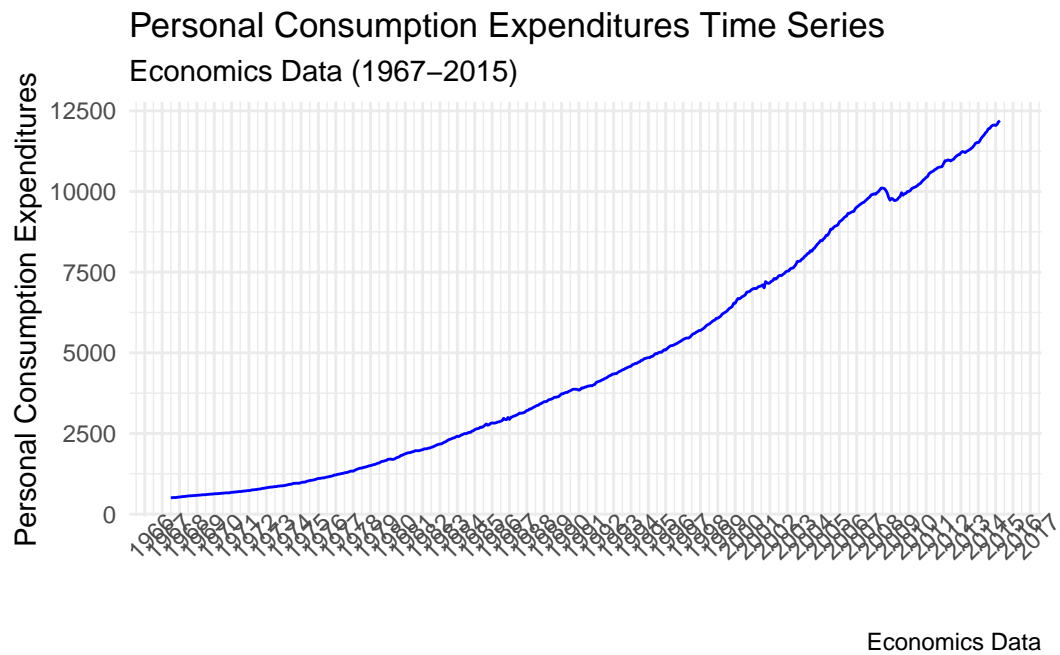
p4 <- economics %>%
  ggplot(aes(x=date,y=pce)) +
  geom_line(color="blue") +
  theme_minimal() +
  labs(x = "",
       y = "Personal Consumption Expenditures",
       title = "Personal Consumption Expenditures Time Series",
       caption = "Economics Data",
       subtitle = "Economics Data (1967-2015)")

```

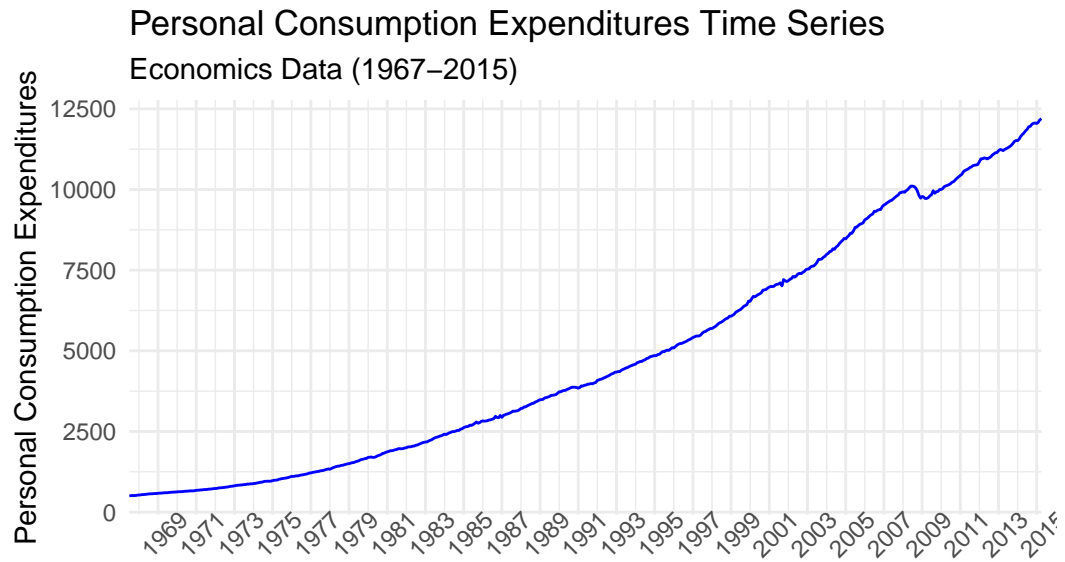
```
p4
```



```
# zaman eksenini ayarlama
p4 +
  scale_x_date(date_breaks = "1 year", date_labels = "%Y") +
  theme(axis.text.x = element_text(angle = 45), legend.position = "top")
```



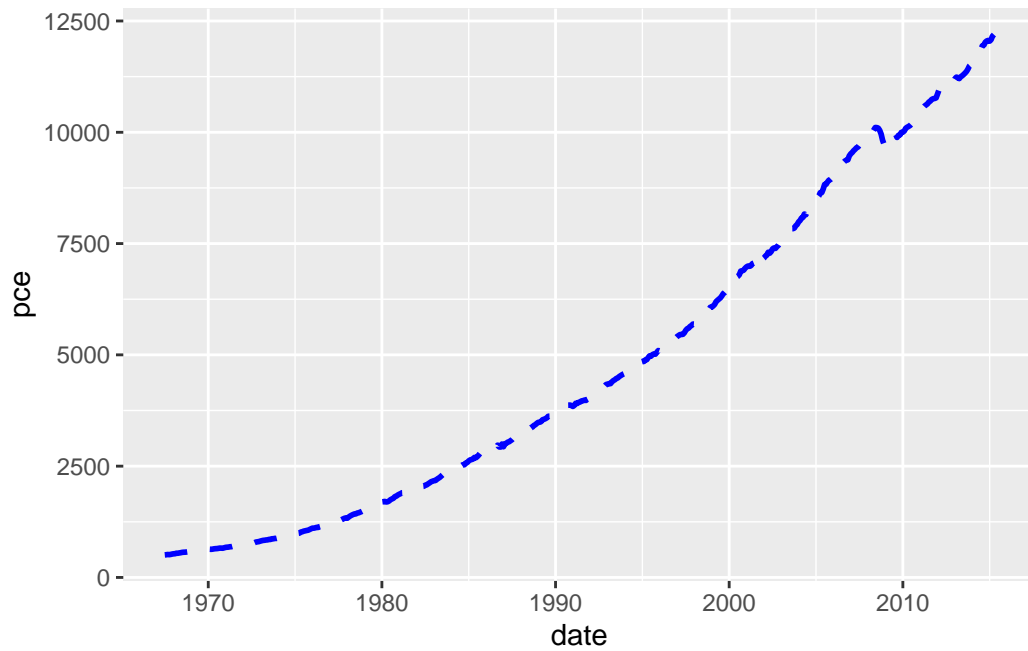
```
p4 +
  scale_x_date(date_breaks = "2 year", date_labels = "%Y", expand = c(0,0)) +
  theme(axis.text.x = element_text(angle = 45), legend.position = "top")
```



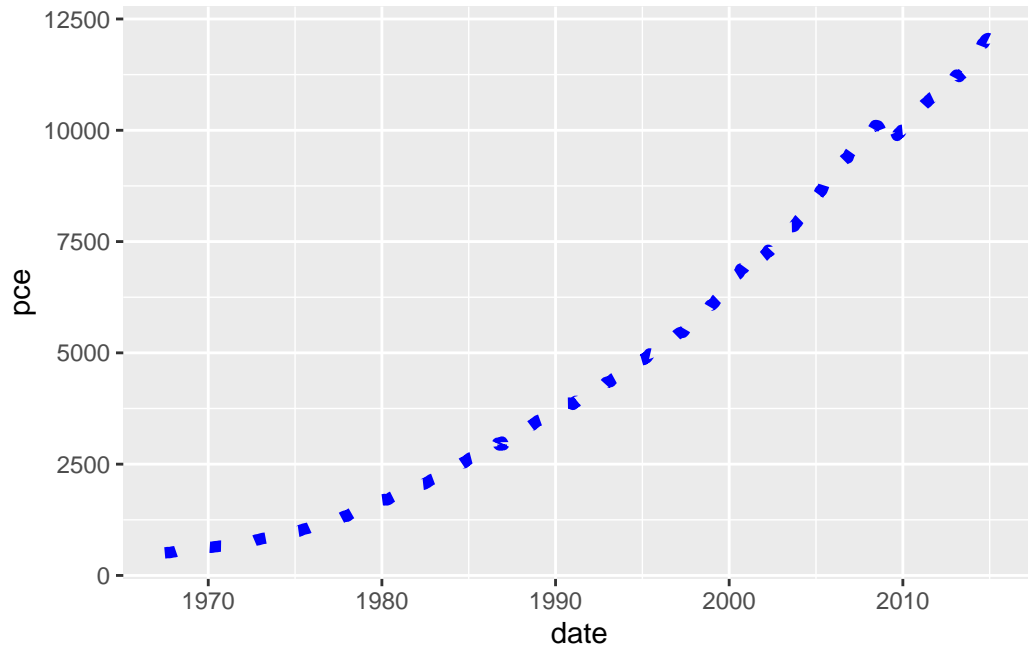
Economics Data

```
# çizgi türü değiştirilebilir
economics %>%
  ggplot(aes(x=date,y=pce)) +
  geom_line(linetype = "dashed", size = 1, colour = "blue")
```

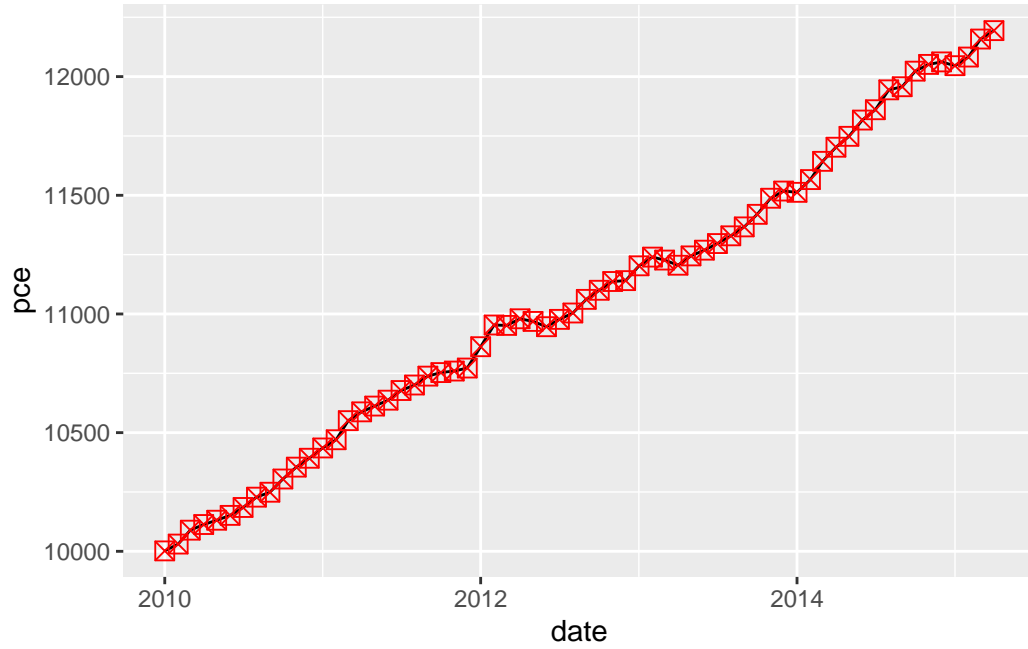
Warning: Using `size` aesthetic for lines was deprecated in ggplot2 3.4.0.
i Please use `linewidth` instead.



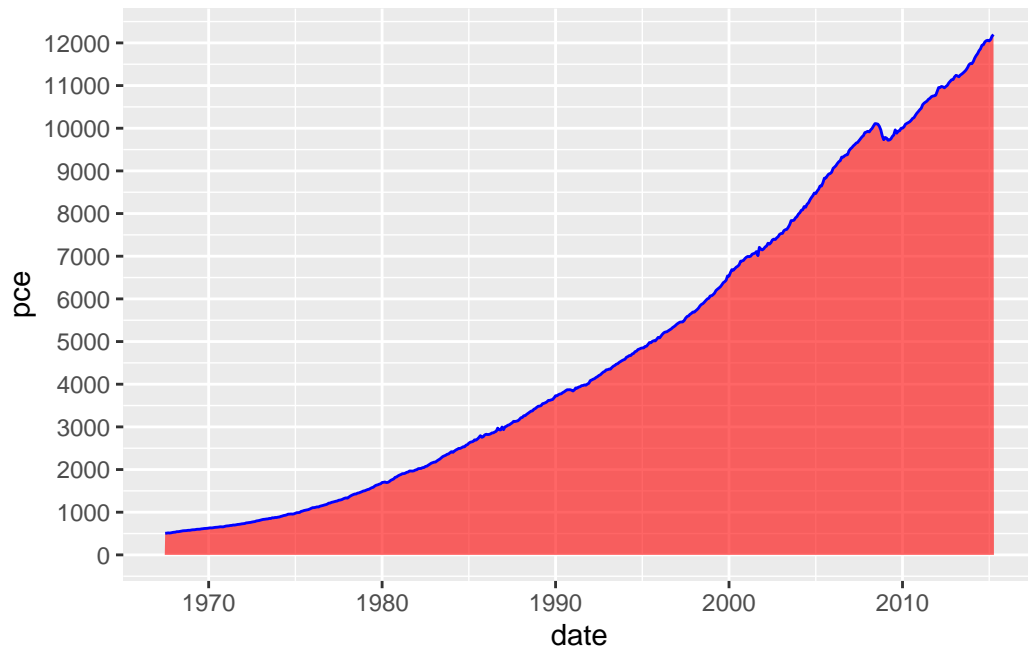
```
economics %>%  
  ggplot(aes(x=date,y=pce)) +  
  geom_line(linetype = "dotted", size = 2, colour = "blue")
```



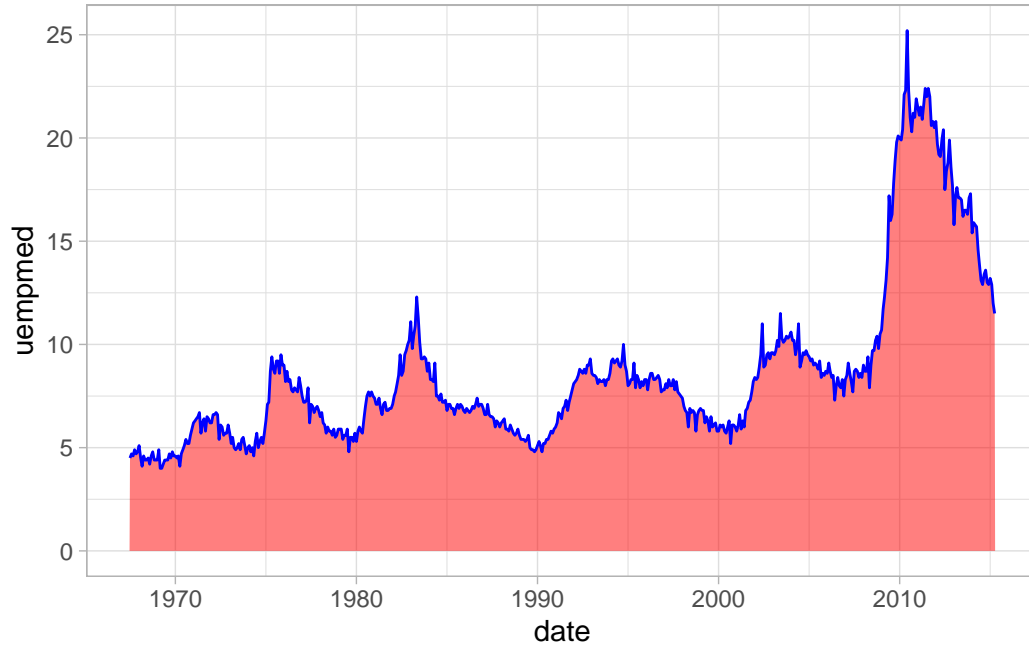
```
# zaman grafiğine noktalar ekleme
economics %>%
  filter(lubridate::year(date) >= 2010) %>%
  ggplot(aes(x=date,y=pce)) +
  geom_line()+
  geom_point(size = 3, shape= 7, colour = "red")
```



```
# gölgeli zaman grafiği
economics %>%
  ggplot(aes(x=date,y=pce)) +
  geom_area(color="blue",fill="red",alpha=0.6) +
  # y eksenini aralıklarını ayarlama
  scale_y_continuous(breaks = seq(0, max(economics$pce), by = 1000))
```

```
economics %>%  
  ggplot(aes(x=date,y=uempmed )) +  
  geom_area(color="blue",fill="red",alpha=0.5) +  
  theme_light()
```

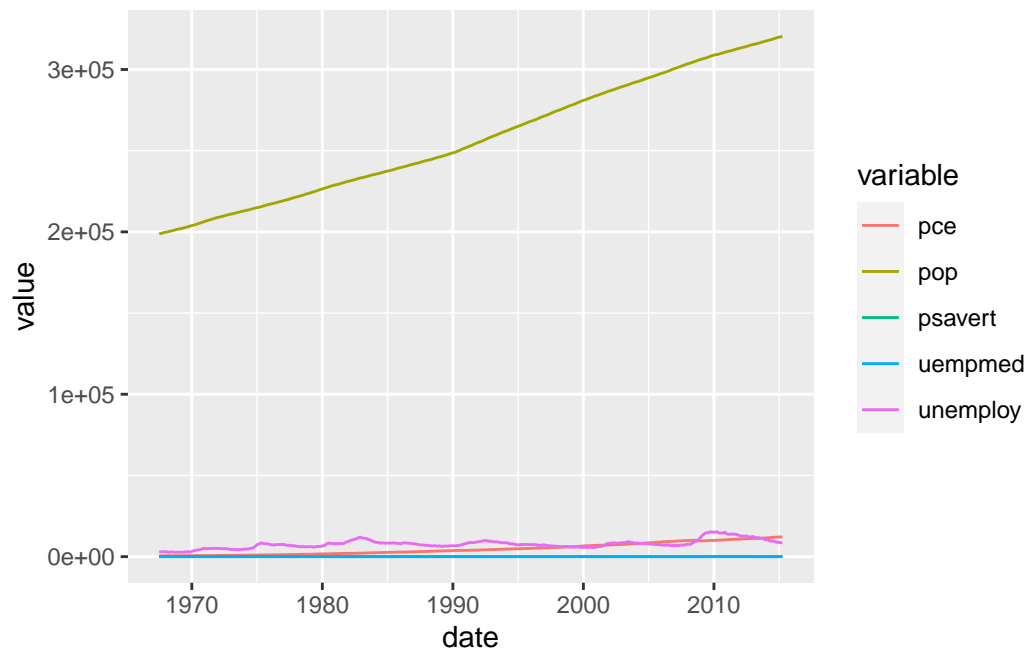


```
# çoklu zaman serisi grafiği
economics_long
```

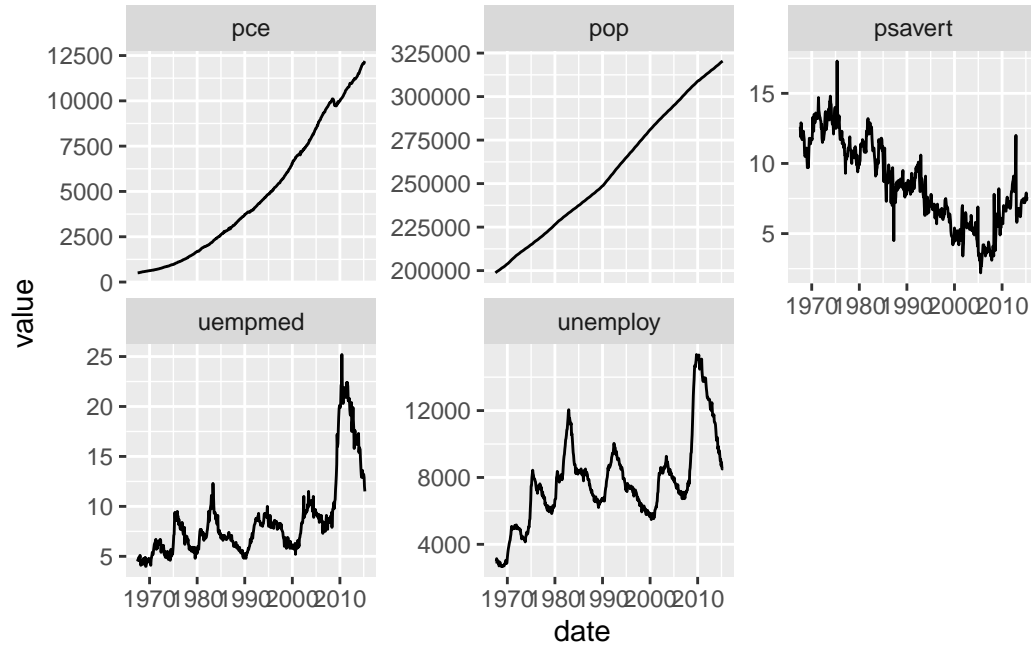
```
# A tibble: 2,870 x 4
  date      variable value value01
<date>    <chr>    <dbl>   <dbl>
1 1967-07-01 pce        507. 0
2 1967-08-01 pce        510. 0.000265
3 1967-09-01 pce        516. 0.000762
4 1967-10-01 pce        512. 0.000471
5 1967-11-01 pce        517. 0.000916
6 1967-12-01 pce        525. 0.00157
7 1968-01-01 pce        531. 0.00207
8 1968-02-01 pce        534. 0.00230
9 1968-03-01 pce        544. 0.00322
10 1968-04-01 pce        544. 0.00319
# i 2,860 more rows
```

```
# serilerin ölçekleri farklı
economics_long %>%
  ggplot(aes(x=date,y=value,color=variable))+
```

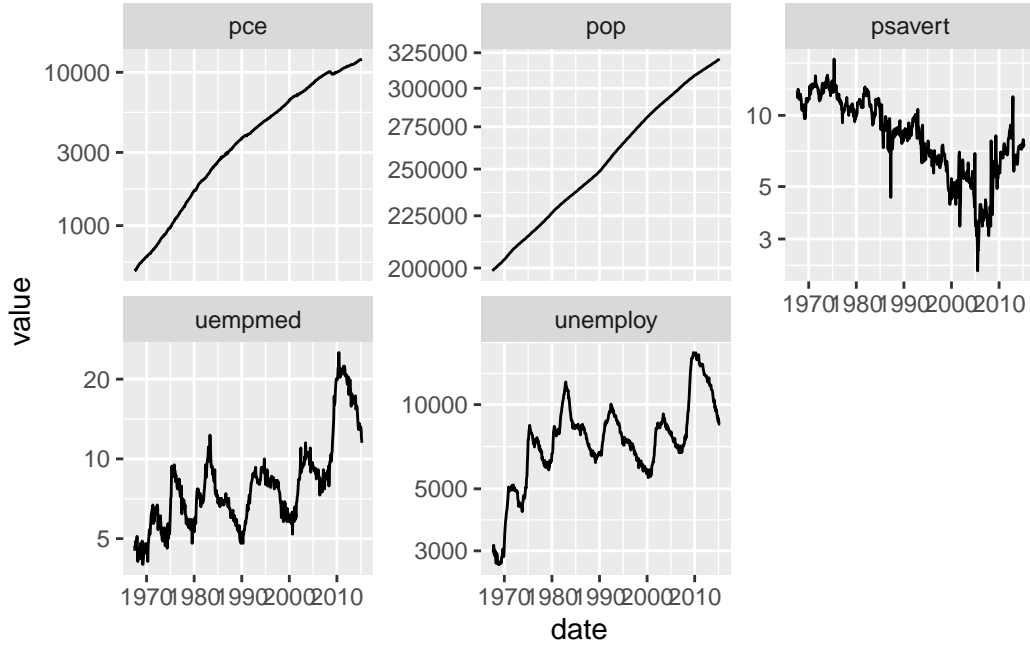
```
geom_line()
```



```
economics_long %>%  
  ggplot(aes(x=date,y=value))+  
  geom_line() +  
  facet_wrap(~variable,scales = "free_y")
```



```
economics_long %>%
  ggplot(aes(x=date,y=value))+
  geom_line() +
  facet_wrap(~variable,scales = "free_y")+
  scale_y_log10() # y eksenlerinin logatirması alınır
```



Sütun Grafikleri

Sütun grafikleri, verileri kategorik veya gruplara göre temsil etmek için kullanılan bir grafik türüdür. Bu grafik türü, farklı kategorilerin veya grupların sayısal değerlerini karşılaştırmak veya görselleştirmek için kullanılır. Sütun grafikleri dikey çubuklardan oluşur ve her çubuk, bir kategori veya grup için bir değeri temsil eder. Sütun grafiklerinin temel bileşenleri şunlardır:

1. **Yatay Eksen (X-Eksen):** Bu ekseninde kategoriler veya gruplar yer alır. Örneğin, bir yıl boyunca aylar, ürün kategorileri, bölgeler veya şirket departmanları gibi farklı kategoriler olabilir.
2. **Dikey Eksen (Y-Eksen):** Bu ekseninde sayısal değerler yer alır ve sütunların yükseklikleri bu değerleri temsil eder. Değerler genellikle sayısal verilerdir ve karşılaştırılabilir bir ölçü birimi içinde bulunurlar.
3. **Sütunlar:** Sütunlar, her bir kategori veya grup için bir değeri temsil eder. Sütunların yükseklikleri, karşılaştırılan değerlerin büyüklüğünü veya ilişkilerini gösterir.

Sütun grafikleri, aşağıdaki amaçlar için kullanılır:

- **Karşılaştırmalar:** Farklı kategorilerin veya grupların değerlerini karşılaştırmak için kullanılır. Örneğin, farklı ülkelerin gayri safı yurtiçi hasıla (GSYİH) değerlerini karşılaştırmak için sütun grafikleri kullanılabilir.

- Zaman İçi Değişim: Zaman serisi verilerini temsil etmek için kullanılabilir. Her sütun, belirli bir zaman dilimindeki değerleri gösterebilir.
- Kategorik Verilerin İncelenmesi: Ürün kategorileri, şirket departmanları veya müşteri segmentleri gibi kategorik verilerin analizi için kullanılabilir.

Sütun grafikleri, verileri görsel olarak anlamak ve veriler arasındaki farkları veya eğilimleri vurgulamak için etkili bir araçtır. Aynı zamanda verilerin daha kolay anlaşılmasına yardımcı olabilir ve karar verme süreçlerine katkı sağlayabilir.

Örnekler ggplot2 paketi ile birlikte gelen `diamonds` veri seti ile yapılacaktır.

```
diamonds
```

```
# A tibble: 53,940 x 10
```

	carat	cut	color	clarity	depth	table	price	x	y	z
	<dbl>	<ord>	<ord>	<ord>	<dbl>	<dbl>	<int>	<dbl>	<dbl>	<dbl>
1	0.23	Ideal	E	SI2	61.5	55	326	3.95	3.98	2.43
2	0.21	Premium	E	SI1	59.8	61	326	3.89	3.84	2.31
3	0.23	Good	E	VS1	56.9	65	327	4.05	4.07	2.31
4	0.29	Premium	I	VS2	62.4	58	334	4.2	4.23	2.63
5	0.31	Good	J	SI2	63.3	58	335	4.34	4.35	2.75
6	0.24	Very Good	J	VVS2	62.8	57	336	3.94	3.96	2.48
7	0.24	Very Good	I	VVS1	62.3	57	336	3.95	3.98	2.47
8	0.26	Very Good	H	SI1	61.9	55	337	4.07	4.11	2.53
9	0.22	Fair	E	VS2	65.1	61	337	3.87	3.78	2.49
10	0.23	Very Good	H	VS1	59.4	61	338	4	4.05	2.39

```
# i 53,930 more rows
```

```
glimpse(diamonds)
```

```
Rows: 53,940
```

```
Columns: 10
```

```
$ carat    <dbl> 0.23, 0.21, 0.23, 0.29, 0.31, 0.24, 0.24, 0.26, 0.22, 0.23, 0.~
$ cut      <ord> Ideal, Premium, Good, Premium, Good, Very Good, Very Good, Ver~
$ color    <ord> E, E, E, I, J, J, I, H, E, H, J, J, F, J, E, E, I, J, J, J, I,~
$ clarity  <ord> SI2, SI1, VS1, VS2, SI2, VVS2, VVS1, SI1, VS2, VS1, SI1, VS1, ~
$ depth    <dbl> 61.5, 59.8, 56.9, 62.4, 63.3, 62.8, 62.3, 61.9, 65.1, 59.4, 64~
$ table    <dbl> 55, 61, 65, 58, 58, 57, 57, 55, 61, 61, 55, 56, 61, 54, 62, 58~
$ price    <int> 326, 326, 327, 334, 335, 336, 336, 337, 337, 338, 339, 340, 34~
$ x        <dbl> 3.95, 3.89, 4.05, 4.20, 4.34, 3.94, 3.95, 4.07, 3.87, 4.00, 4.~
$ y        <dbl> 3.98, 3.84, 4.07, 4.23, 4.35, 3.96, 3.98, 4.11, 3.78, 4.05, 4.~
$ z        <dbl> 2.43, 2.31, 2.31, 2.63, 2.75, 2.48, 2.47, 2.53, 2.49, 2.39, 2.~
```

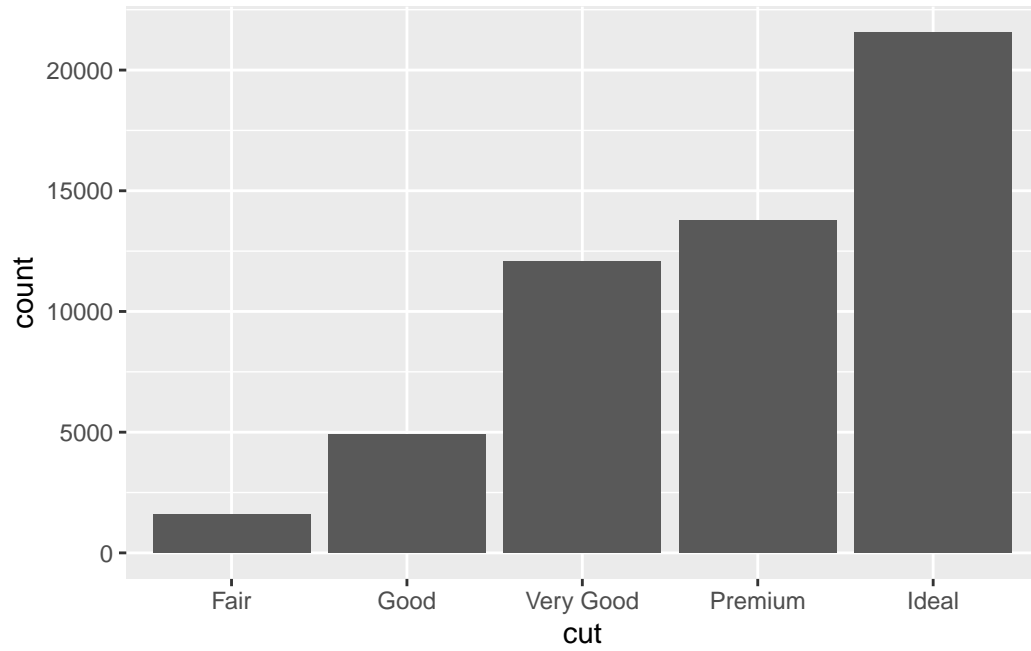
```
summary(diamonds)
```

```
      carat      cut      color      clarity      depth
Min.   :0.2000 Fair      : 1610 D: 6775 SI1      :13065 Min.    :43.00
1st Qu.:0.4000 Good      : 4906 E: 9797 VS2      :12258 1st Qu.:61.00
Median :0.7000 Very Good:12082 F: 9542 SI2      : 9194 Median :61.80
Mean   :0.7979 Premium  :13791 G:11292 VS1      : 8171 Mean   :61.75
3rd Qu.:1.0400 Ideal    :21551 H: 8304 VVS2     : 5066 3rd Qu.:62.50
Max.   :5.0100                      I: 5422 VVS1     : 3655 Max.    :79.00
                      J: 2808 (Other): 2531

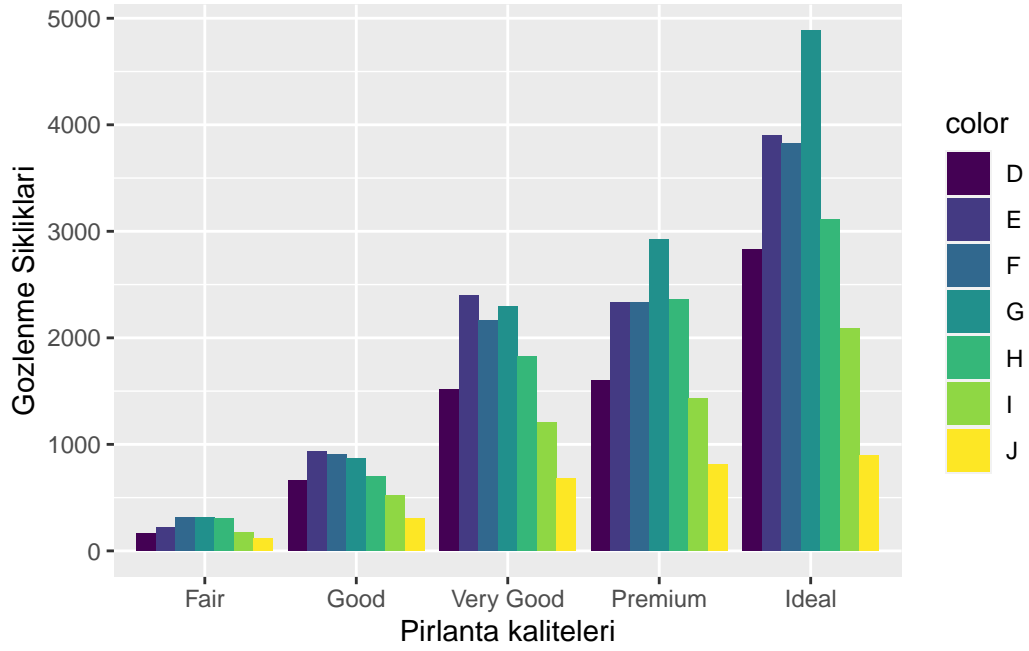
      table      price      x      y
Min.   :43.00 Min.    : 326 Min.    : 0.000 Min.    : 0.000
1st Qu.:56.00 1st Qu.: 950 1st Qu.: 4.710 1st Qu.: 4.720
Median :57.00 Median : 2401 Median : 5.700 Median : 5.710
Mean   :57.46 Mean    : 3933 Mean    : 5.731 Mean    : 5.735
3rd Qu.:59.00 3rd Qu.: 5324 3rd Qu.: 6.540 3rd Qu.: 6.540
Max.   :95.00 Max.    :18823 Max.    :10.740 Max.    :58.900

      z
Min.   : 0.000
1st Qu.: 2.910
Median : 3.530
Mean   : 3.539
3rd Qu.: 4.040
Max.   :31.800
```

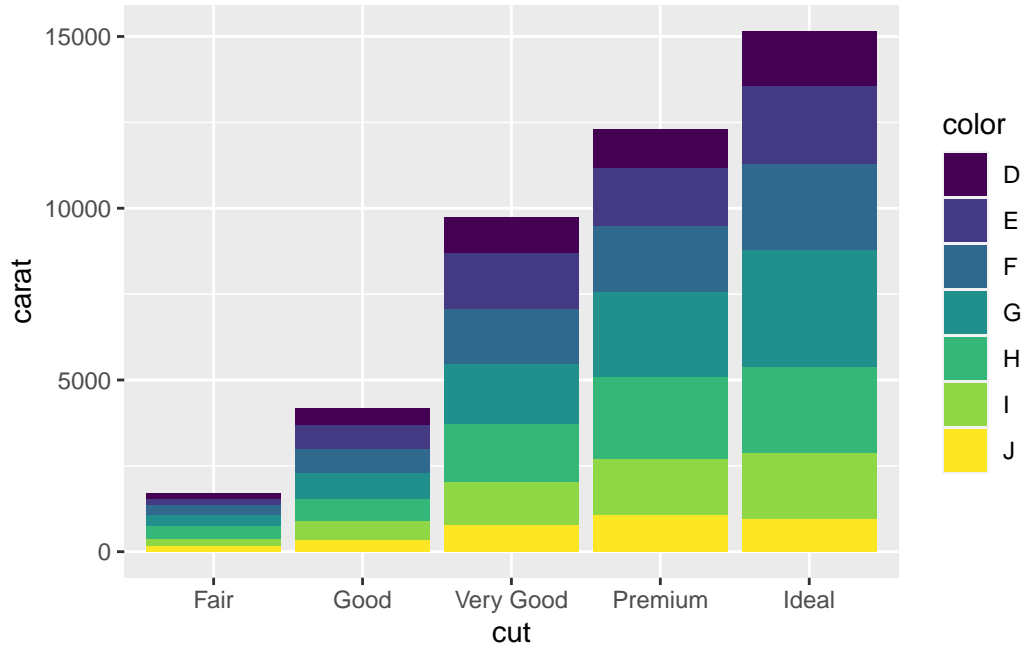
```
# sıklık durumunu görselleştirme
ggplot(diamonds, aes(cut)) +
  geom_bar()
```



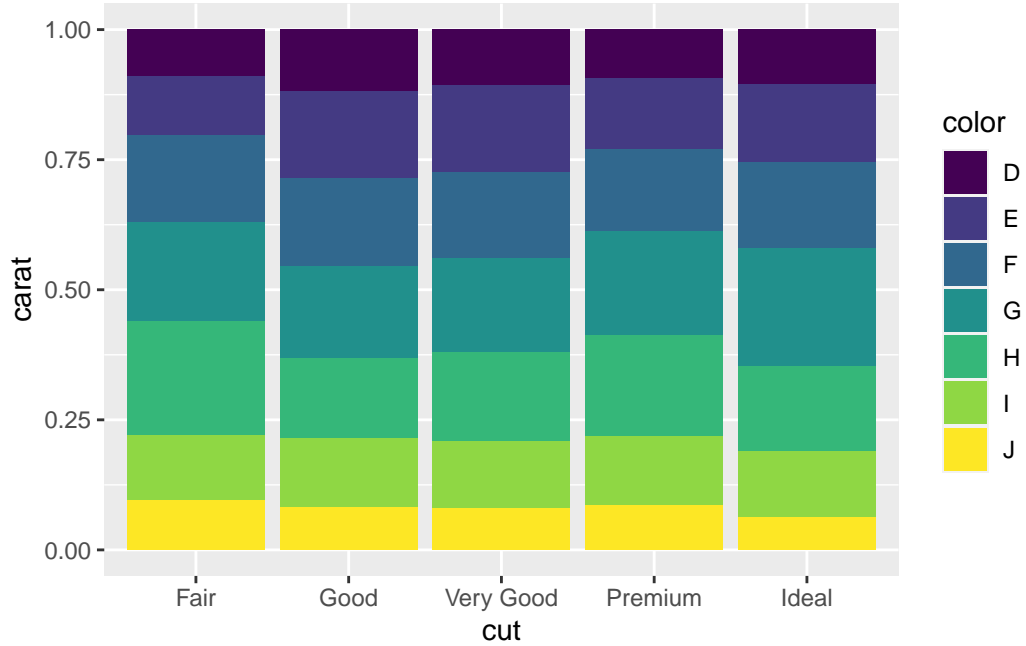
```
ggplot(diamonds, aes(cut, fill = color)) +  
  geom_bar(position = position_dodge()) +  
  xlab("Pirlanta kaliteleri") +  
  ylab("Gozlenme Sikliklari")
```

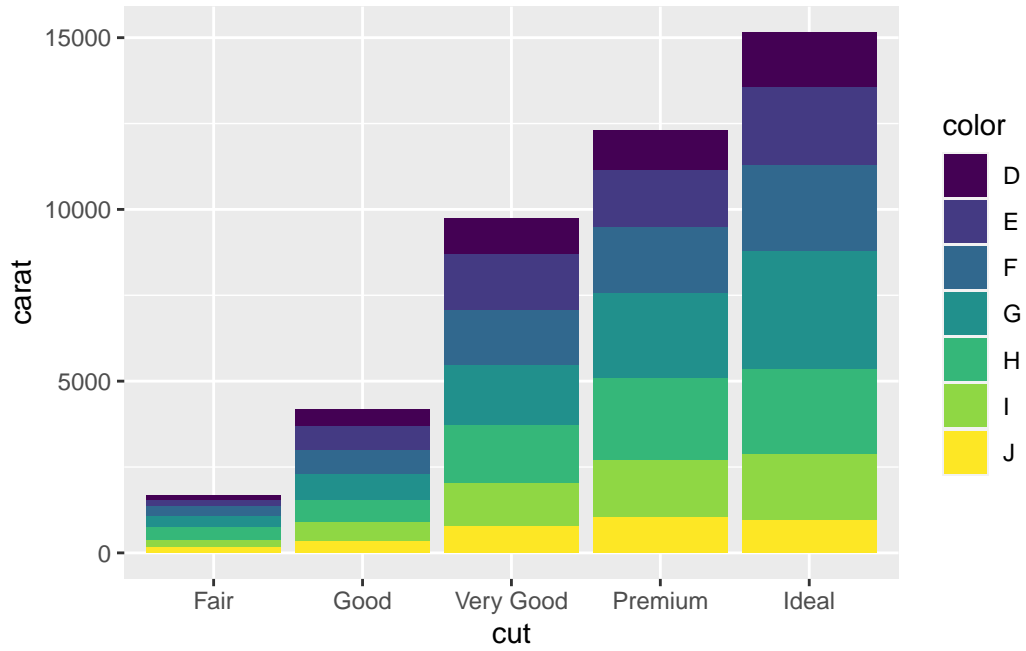
```
ggplot(diamonds, aes(x=cut, y=carat, fill = color)) +
  geom_bar(stat = "identity")
```



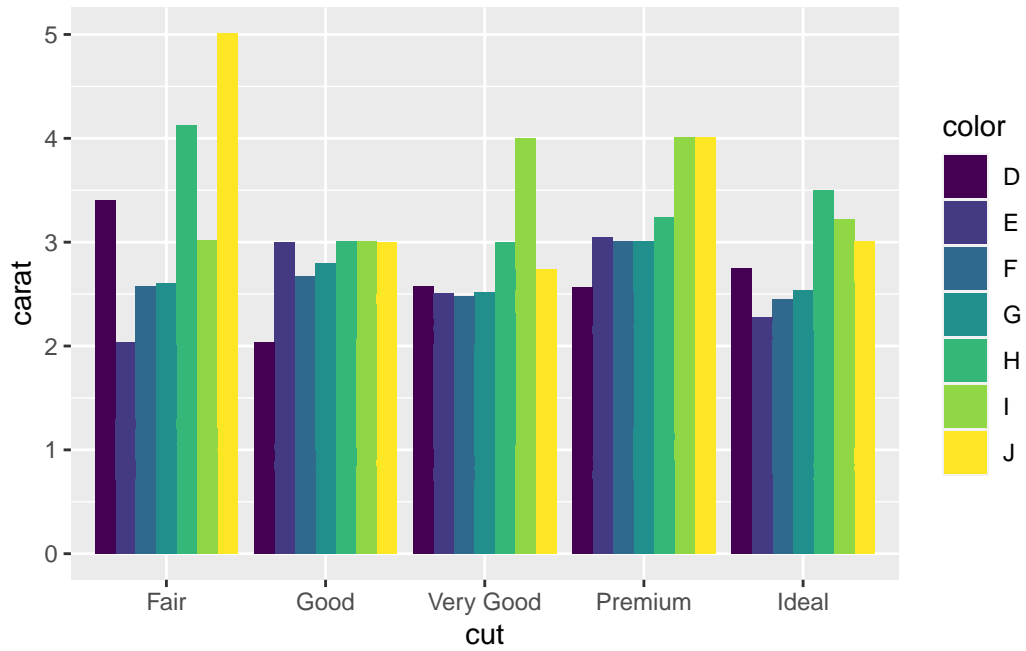
```
ggplot(diamonds, aes(x=cut, y=carat, fill = color)) +
  # fill ile oransal olarak gösterim yapılır
  geom_bar(stat = "identity", position = "fill")
```



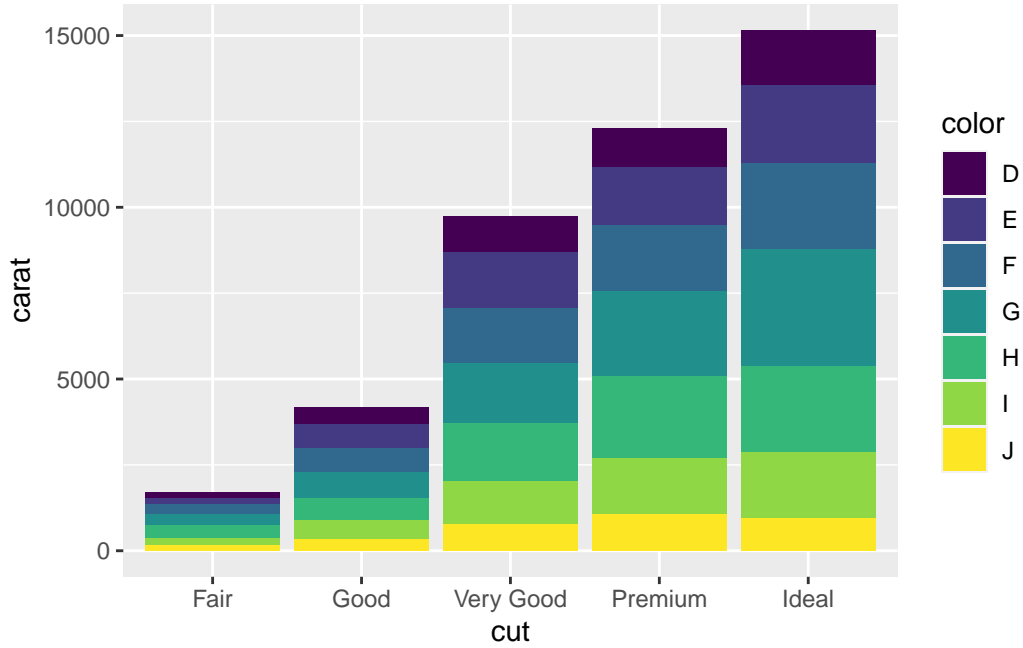
```
ggplot(diamonds, aes(x=cut, y=carat, fill = color)) +
  geom_col() # y eksenini toplanarak yığılmış
```



```
ggplot(diamonds, aes(x=cut,y=carat,, fill = color)) +
  geom_col(position = "dodge") # y eksenini deęerleri
```



```
ggplot(diamonds, aes(x=cut,y=carat, fill = color)) +  
  geom_col(position = "stack")
```



Dağılım Grafikleri

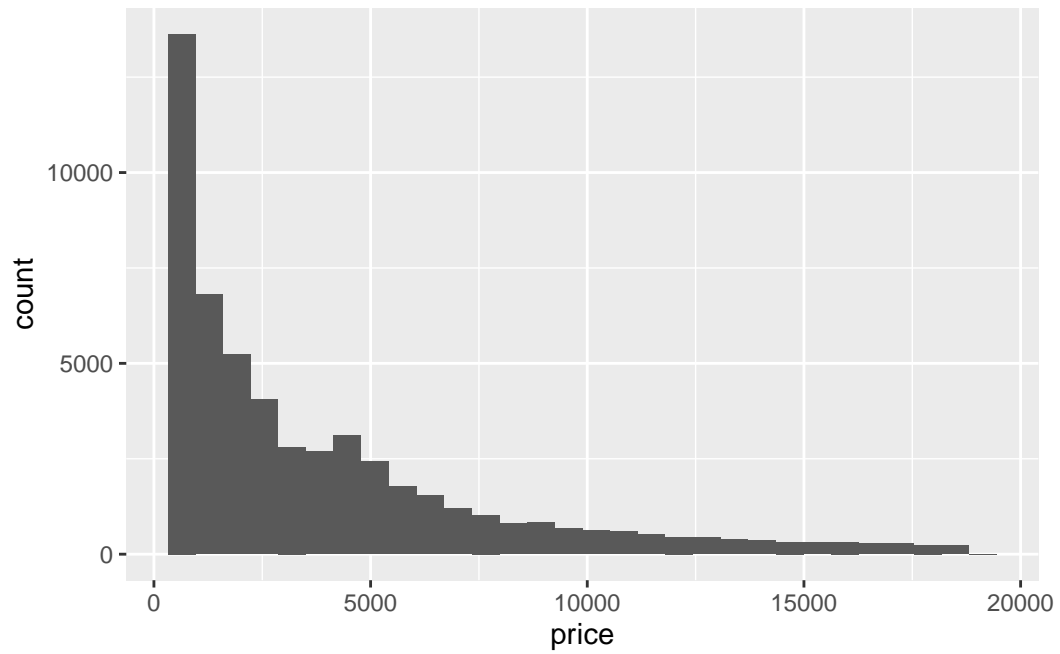
Dağılım grafikleri, veri setinin dağılımını görsel olarak temsil etmek için kullanılan grafik türleridir. Bu grafikler, veri noktalarının, değerlerinin veya gözlemlerinin nasıl dağıldığını incelemek ve veri setindeki desenleri, eğilimleri ve aykırı değerleri anlamak için kullanılır. En yaygın olanı histogram grafikleridir.

Histogram, veri setinin sayısal dağılımını gösteren bir grafik türüdür. Veri aralığı belli bir aralığa bölen çubuklardan oluşur ve her çubuk, bu aralıktaki veri noktalarının sayısını temsil eder. Histogramlar genellikle sürekli verilerin dağılımını göstermek için kullanılır.

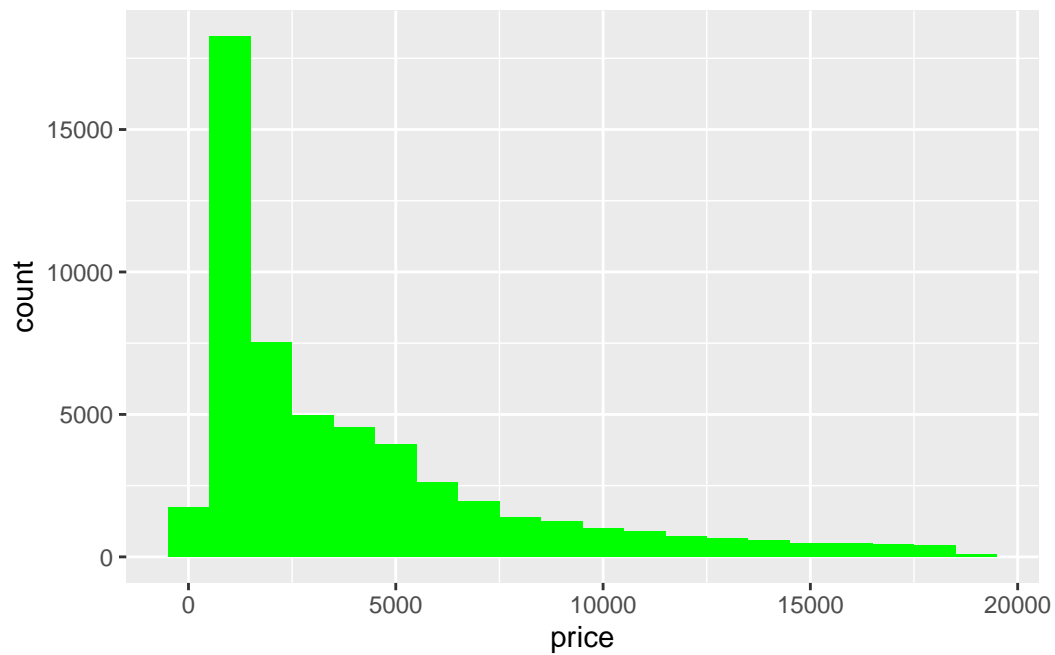
Bunun dışında boxplot (kutu) grafikleri de dağılımı görselleştirmek için kullanılmaktadır. Boxplot, veri setinin beş özet istatistiği (minimum, ilk çeyrek, medyan, üçüncü çeyrek, maksimum) kullanarak veri dağılımını temsil eder. Bu grafik, aykırı değerleri tanımlamak ve merkezi eğilim ile dağılımın yayılmasını görsel olarak incelemek için kullanılır.

```
ggplot(diamonds, aes(price)) +  
  geom_histogram()
```

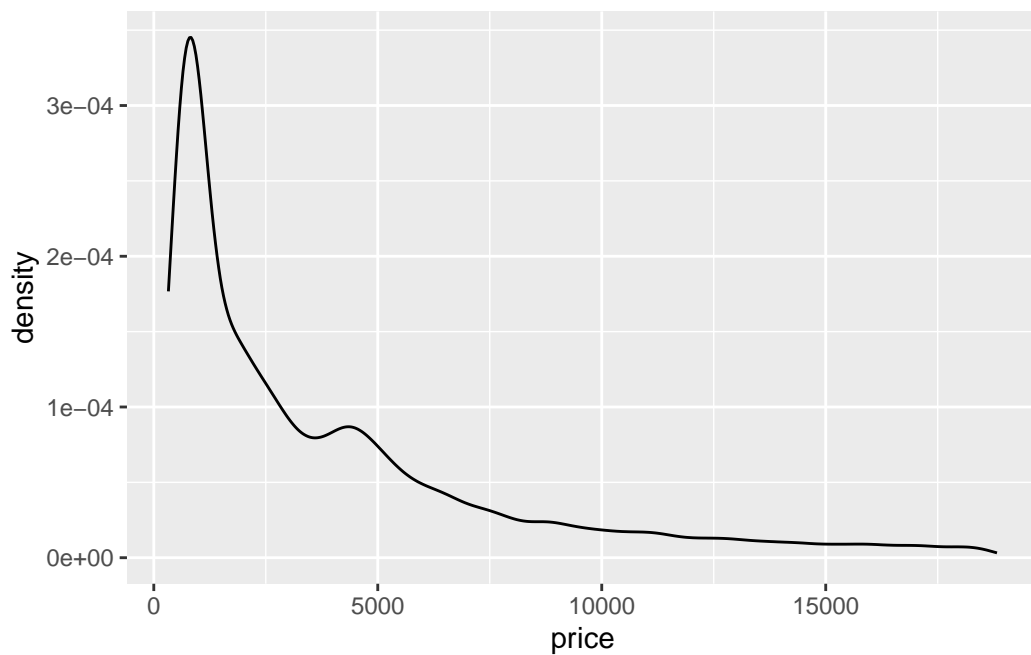
``stat_bin()`` using ``bins = 30``. Pick better value with ``binwidth``.



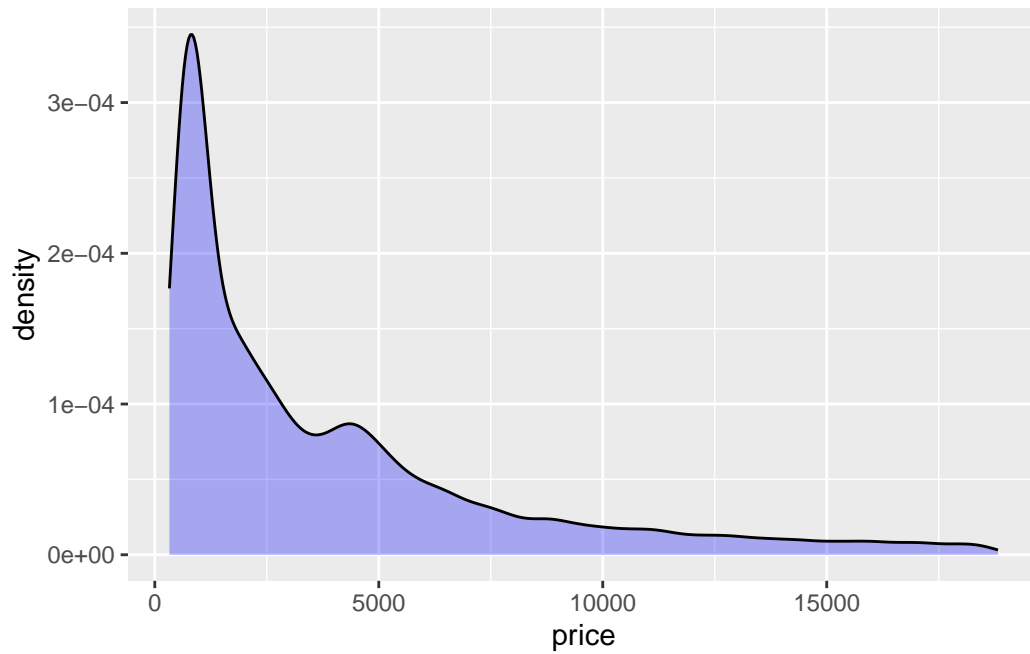
```
ggplot(diamonds, aes(price)) +  
  geom_histogram(binwidth = 1000, fill = "green")
```



```
ggplot(diamonds, aes(price)) +  
  geom_density()
```



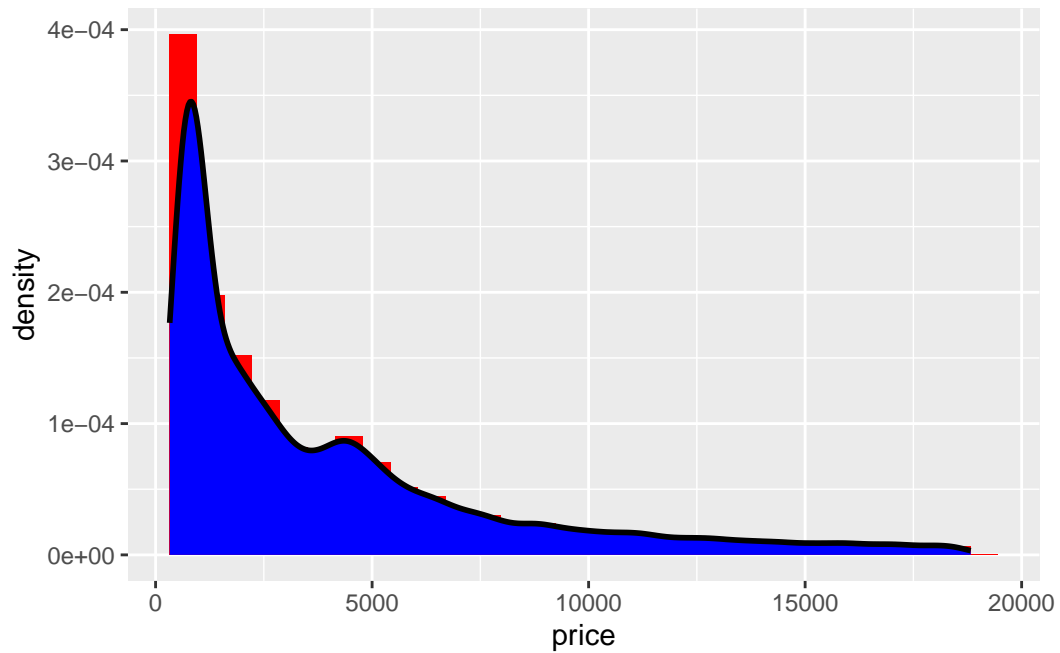
```
ggplot(diamonds, aes(price)) +
  geom_density(alpha = .3, fill = "blue")
```



```
ggplot(diamonds, aes(price)) +
  geom_histogram(aes(y = ..density..), fill = "red") +
  geom_density(size=1, fill = "blue")
```

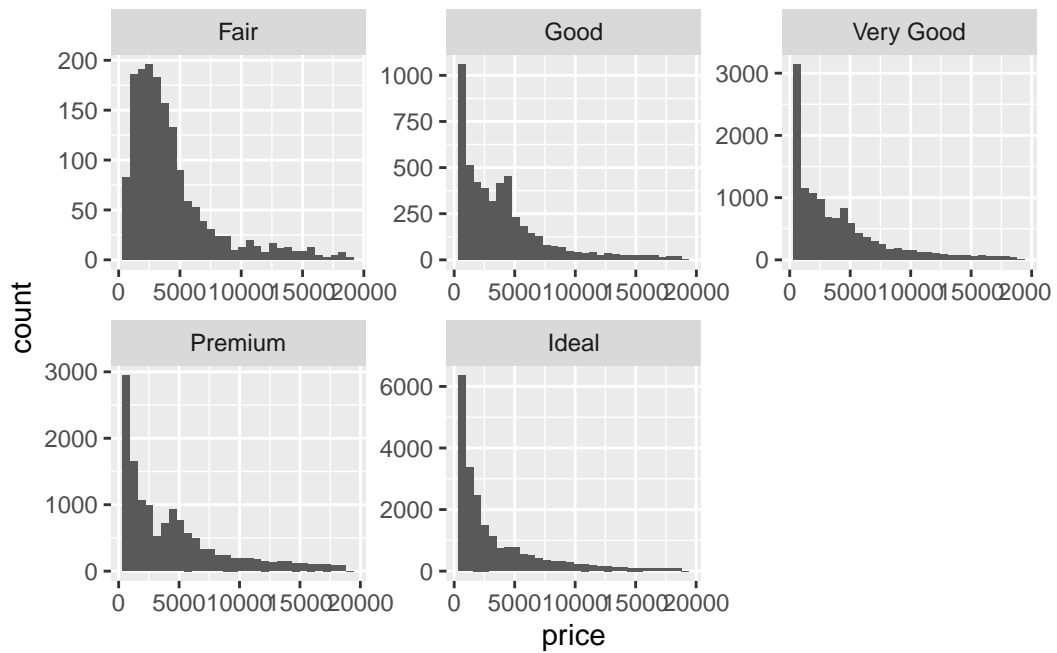
Warning: The dot-dot notation (`..density..`) was deprecated in ggplot2 3.4.0.
 i Please use `after_stat(density)` instead.

`stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.



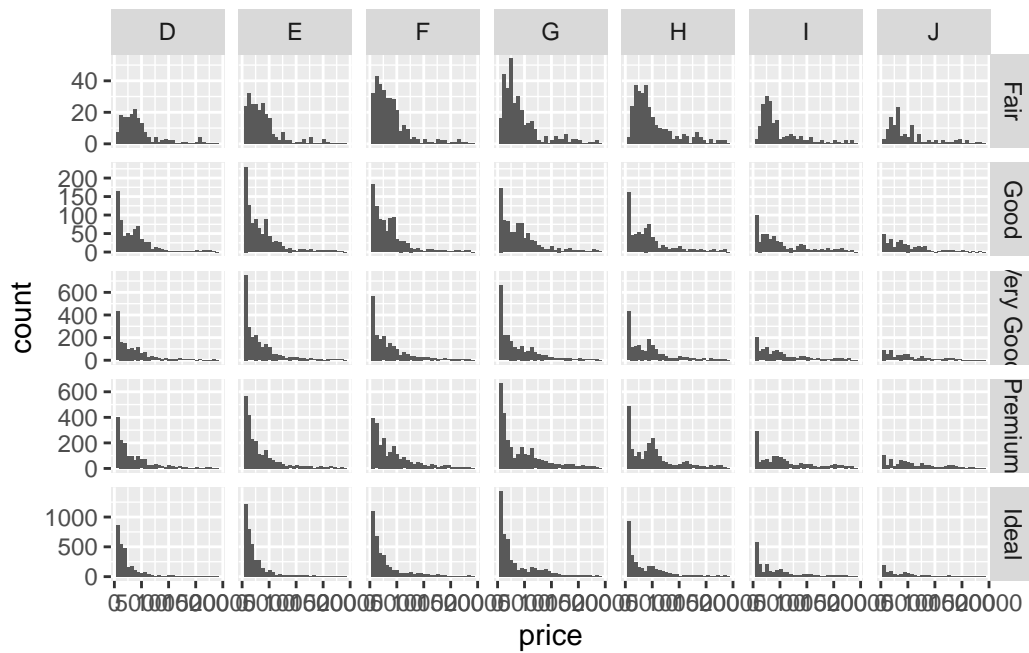
```
ggplot(diamonds, aes(price)) +  
  geom_histogram() +  
  facet_wrap( ~ cut ,scales = "free" )
```

``stat_bin()`` using ``bins = 30``. Pick better value with ``binwidth``.

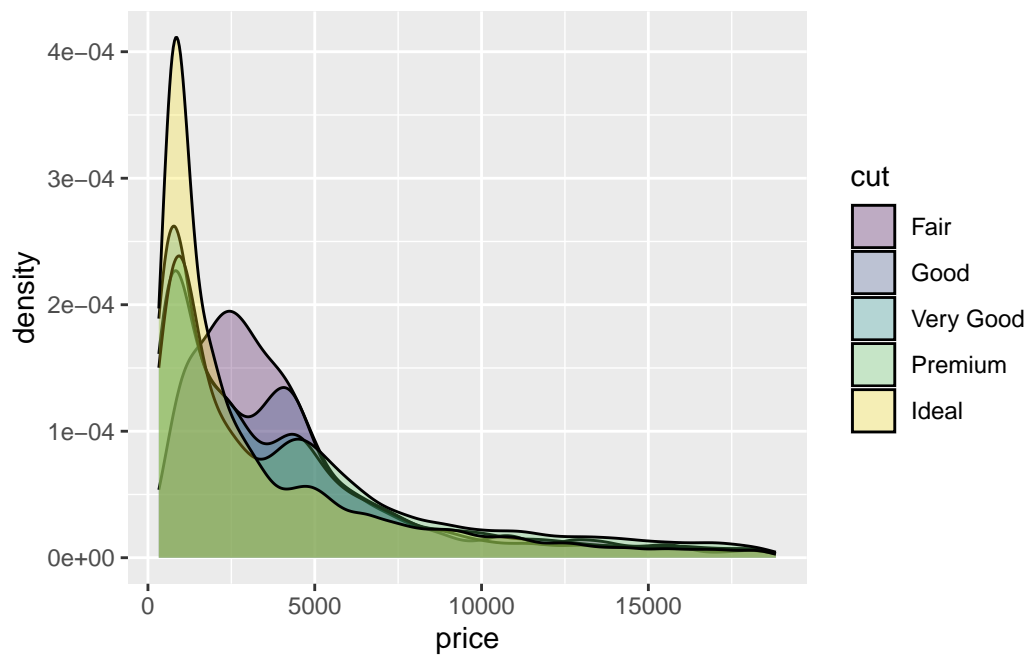


```
ggplot(diamonds, aes(price)) +
  geom_histogram() +
  facet_grid(cut ~ color, scales = "free" )
```

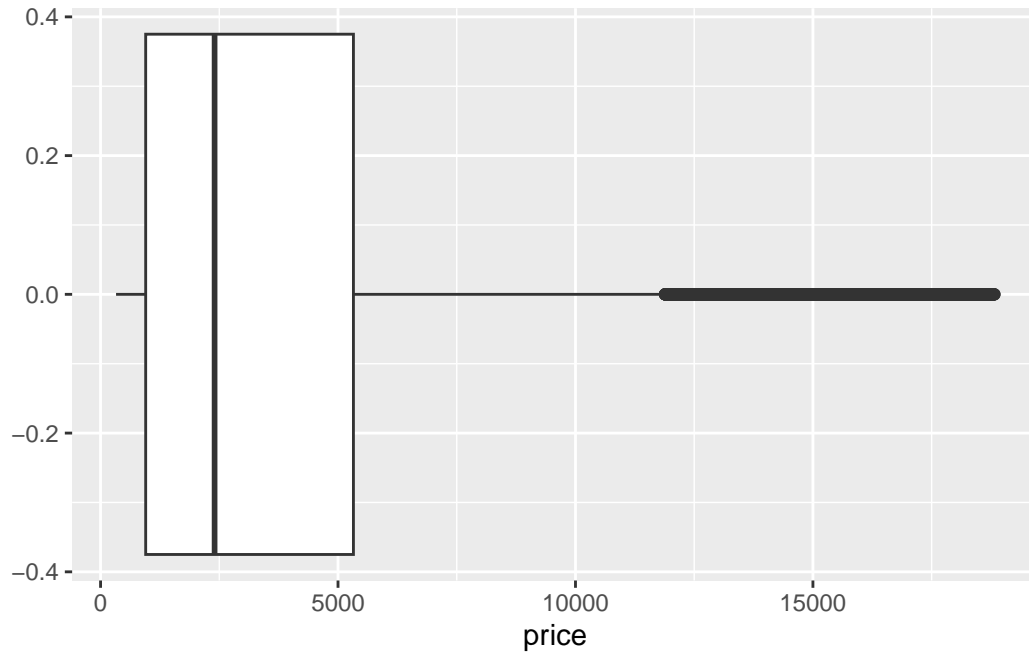
``stat_bin()`` using ``bins = 30``. Pick better value with ``binwidth``.



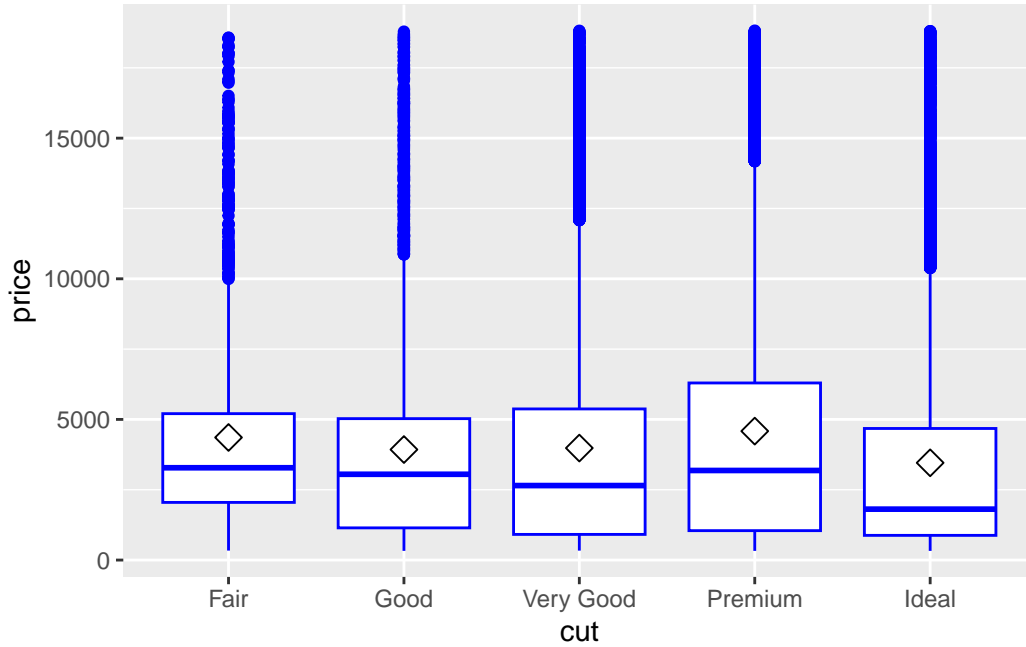
```
ggplot(diamonds, aes(x=price,fill=cut)) +  
  geom_density(alpha=.3)
```



```
# boxplot
ggplot(diamonds, aes(x=price)) +
  geom_boxplot()
```



```
# boxplot'a ortalama eklemek
ggplot(diamonds, aes(x=cut,y=price)) +
  geom_boxplot(color="blue")+
  stat_summary(fun = "mean", geom = "point", shape = 5, size = 3)
```



Grafiklerin Kaydedilmesi

Grafik oluşturulduktan sonra, grafik objesini bir değişkende saklayabilirsiniz (aşağıdaki örnekte “grafik” adını kullandık). Grafik objesini bir değişkende sakladıktan sonra, **ggsave()** fonksiyonunu kullanarak grafik dosyasını kaydedebilirsiniz. Grafikleri ayrıca RStudio penceresinin sağ alt kısmında yer alan **Plots** sekmesindeki **Export** ile kayıt altına alabilirsiniz.

```
grafik <- economics %>%
  mutate(uemploy_mom=uemploy/lag(uemploy ) * 100 - 100,
         growth=ifelse(uemploy_mom>0,"pozitif","negatif")) %>%
  na.omit() %>%
  filter(lubridate::year(date)>=2010) %>%
  ggplot(aes(x=date,y=uemploy_mom,fill=growth))+
  geom_col() +
  theme(legend.position = "none") +
  labs(y="Aylık Değişim",
       title="Yıllara göre Aylık İstihdam Değişimi (2010-2015)")

ggsave("grafik1.png", grafik, width = 20, height = 8, units = "cm")
ggsave("grafik1.png", grafik,width = 20, height = 8, unit = "cm", dpi = 300)
```

Veri Ön İşleme

Veri ön işleme; istatistiksel modeller kurulmadan önce veri seti üzerinde yapılan bir takım düzeltme, eksik veriyi tamamlama, tekrarlanan verileri kaldırma, dönüştürme, bütünleştirme, temizleme, normalleştirme, boyut indirgeme vb. işlemlerdir. Bu aşamada ister istemez veri üzerinde bilgi keşfi yapılmış olur. Veri ön işleme istatistiksel bir modelleme sürecinin büyük kısmını oluşturmaktadır. Kesin bir rakam olmamakla birlikte modelleme sürecinin yarısından fazlasının bu aşamada harcandığını ifade edebiliriz. Veri ön işleme temel anlamda 4 aşamadan oluşmaktadır. Bunlar sırasıyla şu şekildedir:

1. **Veri Temizleme :** Eksik verilerin tamamlanması, aykırı değerlerin teşhis edilmesi ve verilerdeki tutarsızlıkların giderilmesi gibi işlemler yapılmaktadır.
2. **Veri Birleştirme:** Farklı farklı veri tabanlarında bulunan veri setlerinin tek bir yerde toplanması aşamasının düzenli bir şekilde yürütülmesi sağlanır.
3. **Veri Dönüştürme :** Bu aşamada veriler, modelleme için uygun formlara dönüştürülürler. Veri dönüştürme; düzeltme, birleştirme, genelleştirme ve normalleştirme gibi değişik işlemlerden biri veya bir kaçını içerebilir. Veri normalleştirme , min-max dönüşümü, z standartlaştırması gibi yöntemler en sık kullanılan veri dönüştürme işlemlerinden bazılarıdır.
4. **Veri İndirgeme :** Daha küçük hacimli olarak veri kümesinin indirgenmiş bir örneğinin elde edilmesi amacıyla uygulanır. Bu sayede elde edilen indirgenmiş veri kümesine modelleme teknikleri uygulanarak daha etkin sonuçlar elde edilebilir. Veri Birleştirme (Data Aggregation), Boyut indirgeme (Dimension Reduction), Veri Sıkıştırma (Data Compression), Kesikli hale getirme (Discretization), Özellik Seçimi (Feature Selection) sık kullanılan veri indirgeme işlemlerindendir.

Bu dokümanda eksik veriler (missing values), aykırı değerler (outliers) ve veri normalleştirme işlemleri R uygulamaları ile anlatılacaktır.

Eksik Veriler

Eksik veriler (kayıp gözlem), veri toplamada kaçınılmaz bir durumdur ve üzerinde dikkatle durulmalıdır. Sistematik bir kayıp gözlem durumu yoksa ortada ciddi bir sorun yoktur. Ama rastgele olmayan bir hata varsa tüm kitleye dair yanlışlık olacağı için bu durum göz ardı edilemez.

```
df <- data.frame(weight = c(rnorm(15, 70, 10), rep(NA, 5)),
                  height = c(rnorm(17, 165, 20), rep(NA, 3)))

set.seed(12345)
rows <- sample(nrow(df))
df2 <- df[rows, ]

# eksik verilerin sorgulanması

is.na(df2) # sorgulanma
```

```
      weight height
14  FALSE  FALSE
19   TRUE   TRUE
16   TRUE  FALSE
11  FALSE  FALSE
18   TRUE   TRUE
8    FALSE  FALSE
2    FALSE  FALSE
6    FALSE  FALSE
17   TRUE  FALSE
13  FALSE  FALSE
7    FALSE  FALSE
1    FALSE  FALSE
15  FALSE  FALSE
10  FALSE  FALSE
12  FALSE  FALSE
9    FALSE  FALSE
4    FALSE  FALSE
20   TRUE   TRUE
3    FALSE  FALSE
5    FALSE  FALSE
```

```
which(is.na(df2)) #konum
```

```
[1] 2 3 5 9 18 22 25 38
```

```
sum(is.na(df2)) # toplam eksik veri sayısı
```

```
[1] 8
```

```
colSums(is.na(df2)) # değişken düzeyinde eksik veri sayısı
```

```
weight height
      5      3
```

```
df2[!complete.cases(df2), ] #en az bir tane eksik olan satırlar
```

```
      weight  height
19      NA      NA
16      NA 169.3527
18      NA      NA
17      NA 204.5995
20      NA      NA
```

```
df2[complete.cases(df2), ]$weight
```

```
[1] 66.37812 58.37977 60.62641 62.76482 72.92068 78.23465 76.05072 67.90822
[9] 73.18265 65.54547 82.15976 78.49235 56.25909 68.37293 61.54072
```

```
# eksik veriden tamamen kurtulma
na.omit(df2)
```

```
      weight  height
14 66.37812 170.1149
11 58.37977 158.7822
8  60.62641 132.3578
2  62.76482 152.2575
6  72.92068 128.8460
13 78.23465 174.2841
7  76.05072 177.9670
1  67.90822 168.6864
15 73.18265 190.9497
10 65.54547 166.6571
12 82.15976 169.2619
9  78.49235 138.3663
4  56.25909 155.3241
3  68.37293 175.6937
5  61.54072 166.3402
```

```
complete.cases(df2)
```

```
[1] TRUE FALSE FALSE TRUE FALSE TRUE TRUE TRUE FALSE TRUE TRUE TRUE  
[13] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE FALSE TRUE TRUE
```

```
df2[complete.cases(df2), ] # dolu olanlar satırlar
```

```
      weight  height  
14 66.37812 170.1149  
11 58.37977 158.7822  
8  60.62641 132.3578  
2  62.76482 152.2575  
6  72.92068 128.8460  
13 78.23465 174.2841  
7  76.05072 177.9670  
1  67.90822 168.6864  
15 73.18265 190.9497  
10 65.54547 166.6571  
12 82.15976 169.2619  
9  78.49235 138.3663  
4  56.25909 155.3241  
3  68.37293 175.6937  
5  61.54072 166.3402
```

```
df2[complete.cases(df2), ]$weight # değişken bazında dolu olan satırlar
```

```
[1] 66.37812 58.37977 60.62641 62.76482 72.92068 78.23465 76.05072 67.90822  
[9] 73.18265 65.54547 82.15976 78.49235 56.25909 68.37293 61.54072
```

İmputasyon

İmputasyon terimi, eksik verilerin yerine konulması veya doldurulması işlemine atıfta bulunur. Eksik veriler, bir veri setinde belirli gözlemler veya değişkenler için eksik veya bilinmeyen değerler içeren durumlardır. İstatistiksel analiz yaparken eksik verilerle başa çıkmak önemlidir çünkü eksik veriler, sonuçları yanıltabilir veya analizleri etkileyebilir.

İmputasyon, eksik verileri doldurmak veya tahmin etmek için kullanılan çeşitli istatistiksel yöntemleri ifade eder. İmputasyon işlemi, eksik verileri analizde kullanılabilir hale getirmek

amacıyla yapılır. İmputasyon yöntemleri, veri setinin yapısına ve eksik verilerin nedenlerine bağlı olarak değişebilir. İşte bazı yaygın imputasyon yöntemleri:

1. Ortalama Değer İmputasyonu: Eksik veriler, değişkenin ortalama değeri ile doldurulabilir. Bu yöntem, eksik verilerin diğer gözlemlerdeki ortalama değerlere benzer olduğu varsayımına dayanır.
2. Medyan Değer İmputasyonu: Eksik veriler, değişkenin medyan değeri ile doldurulabilir. Medyan, verilerdeki aşırı değerlerden etkilenmeyeceği için ortalama değere göre daha dayanıklı bir seçenektir.
3. En Yakın Komşu İmputasyonu: Eksik veriler, benzer diğer gözlemlerin değerleri ile doldurulabilir. Bu yöntemde, eksik veriye sahip olan gözlem, diğer gözlemlerin benzerliklerine göre doldurulur.
4. Regresyon İmputasyonu: Eksik veri içeren bir değişken, diğer değişkenlerle ilişkilendirilerek tahmin edilebilir. Bu yöntem, eksik verinin diğer değişkenlerle ilişkisini kullanarak doldurur.
5. EM (Expectation-Maximization) Algoritması: EM algoritması, eksik veri problemini çözmek için kullanılan bir iteratif istatistiksel yöntemdir. Bu yöntem, eksik verilerin olasılık dağılımlarını tahmin etmek için kullanılır.

İmputasyon yöntemi, veri setinin özelliklerine, eksik verilerin miktarına ve verilerin doğasına bağlı olarak seçilir. Her yöntemin avantajları ve dezavantajları vardır, bu nedenle doğru yöntemi seçmek, analizin doğruluğunu ve güvenilirliğini etkileyebilir. İmputasyonun amacı, eksik verilerin doğru ve güvenilir bir şekilde doldurulmasıdır, böylece analiz sonuçları daha kesin ve anlamlı olur.

```
# eksik verilere basit değer atama
df2$weight2 <- ifelse(is.na(df2$weight),mean(df2$weight, na.rm = TRUE),df2$weight)
df2
```

	weight	height	weight2
14	66.37812	170.1149	66.37812
19	NA	NA	68.58776
16	NA	169.3527	68.58776
11	58.37977	158.7822	58.37977
18	NA	NA	68.58776
8	60.62641	132.3578	60.62641
2	62.76482	152.2575	62.76482
6	72.92068	128.8460	72.92068
17	NA	204.5995	68.58776
13	78.23465	174.2841	78.23465
7	76.05072	177.9670	76.05072

```

1  67.90822 168.6864 67.90822
15 73.18265 190.9497 73.18265
10 65.54547 166.6571 65.54547
12 82.15976 169.2619 82.15976
9   78.49235 138.3663 78.49235
4   56.25909 155.3241 56.25909
20      NA      NA 68.58776
3   68.37293 175.6937 68.37293
5   61.54072 166.3402 61.54072

```

```

# tek seferde bütün kolonlardaki eksik verileri ortamala ile doldurmak için
sapply(df2, function(x) ifelse(is.na(x), mean(x, na.rm = TRUE), x ))

```

```

      weight  height weight2
[1,] 66.37812 170.1149 66.37812
[2,] 68.58776 164.6965 68.58776
[3,] 68.58776 169.3527 68.58776
[4,] 58.37977 158.7822 58.37977
[5,] 68.58776 164.6965 68.58776
[6,] 60.62641 132.3578 60.62641
[7,] 62.76482 152.2575 62.76482
[8,] 72.92068 128.8460 72.92068
[9,] 68.58776 204.5995 68.58776
[10,] 78.23465 174.2841 78.23465
[11,] 76.05072 177.9670 76.05072
[12,] 67.90822 168.6864 67.90822
[13,] 73.18265 190.9497 73.18265
[14,] 65.54547 166.6571 65.54547
[15,] 82.15976 169.2619 82.15976
[16,] 78.49235 138.3663 78.49235
[17,] 56.25909 155.3241 56.25909
[18,] 68.58776 164.6965 68.58776
[19,] 68.37293 175.6937 68.37293
[20,] 61.54072 166.3402 61.54072

```

```

library(zoo)
sapply(df2, function(x) ifelse(is.na(x), na.locf(x), x )) # carry forward

```

```

      weight  height weight2
[1,] 66.37812 170.1149 66.37812

```

```

[2,] 66.37812 170.1149 68.58776
[3,] 66.37812 169.3527 68.58776
[4,] 58.37977 158.7822 58.37977
[5,] 58.37977 158.7822 68.58776
[6,] 60.62641 132.3578 60.62641
[7,] 62.76482 152.2575 62.76482
[8,] 72.92068 128.8460 72.92068
[9,] 72.92068 204.5995 68.58776
[10,] 78.23465 174.2841 78.23465
[11,] 76.05072 177.9670 76.05072
[12,] 67.90822 168.6864 67.90822
[13,] 73.18265 190.9497 73.18265
[14,] 65.54547 166.6571 65.54547
[15,] 82.15976 169.2619 82.15976
[16,] 78.49235 138.3663 78.49235
[17,] 56.25909 155.3241 56.25909
[18,] 56.25909 155.3241 68.58776
[19,] 68.37293 175.6937 68.37293
[20,] 61.54072 166.3402 61.54072

```

```
sapply(df2, function(x) ifelse(is.na(x), na.locf(x,fromlast=TRUE), x ))
```

```

      weight  height weight2
[1,] 66.37812 170.1149 66.37812
[2,] 66.37812 170.1149 68.58776
[3,] 66.37812 169.3527 68.58776
[4,] 58.37977 158.7822 58.37977
[5,] 58.37977 158.7822 68.58776
[6,] 60.62641 132.3578 60.62641
[7,] 62.76482 152.2575 62.76482
[8,] 72.92068 128.8460 72.92068
[9,] 72.92068 204.5995 68.58776
[10,] 78.23465 174.2841 78.23465
[11,] 76.05072 177.9670 76.05072
[12,] 67.90822 168.6864 67.90822
[13,] 73.18265 190.9497 73.18265
[14,] 65.54547 166.6571 65.54547
[15,] 82.15976 169.2619 82.15976
[16,] 78.49235 138.3663 78.49235
[17,] 56.25909 155.3241 56.25909
[18,] 56.25909 155.3241 68.58776

```

```
[19,] 68.37293 175.6937 68.37293
[20,] 61.54072 166.3402 61.54072
```

```
sapply(df2, function(x) ifelse(is.na(x), na.approx(x), x )) # linear interpolation
```

```
      weight  height weight2
[1,] 66.37812 170.1149 66.37812
[2,] 63.71200 169.7338 68.58776
[3,] 61.04589 169.3527 68.58776
[4,] 58.37977 158.7822 58.37977
[5,] 59.50309 145.5700 68.58776
[6,] 60.62641 132.3578 60.62641
[7,] 62.76482 152.2575 62.76482
[8,] 72.92068 128.8460 72.92068
[9,] 75.57766 204.5995 68.58776
[10,] 78.23465 174.2841 78.23465
[11,] 76.05072 177.9670 76.05072
[12,] 67.90822 168.6864 67.90822
[13,] 73.18265 190.9497 73.18265
[14,] 65.54547 166.6571 65.54547
[15,] 82.15976 169.2619 82.15976
[16,] 78.49235 138.3663 78.49235
[17,] 56.25909 155.3241 56.25909
[18,] 62.31601 165.5089 68.58776
[19,] 68.37293 175.6937 68.37293
[20,] 61.54072 166.3402 61.54072
```

```
sapply(df2, function(x) ifelse(is.na(x), na.approx(x), x )) # cubic interpolation
```

```
      weight  height weight2
[1,] 66.37812 170.1149 66.37812
[2,] 63.71200 169.7338 68.58776
[3,] 61.04589 169.3527 68.58776
[4,] 58.37977 158.7822 58.37977
[5,] 59.50309 145.5700 68.58776
[6,] 60.62641 132.3578 60.62641
[7,] 62.76482 152.2575 62.76482
[8,] 72.92068 128.8460 72.92068
[9,] 75.57766 204.5995 68.58776
[10,] 78.23465 174.2841 78.23465
```

```
[11,] 76.05072 177.9670 76.05072
[12,] 67.90822 168.6864 67.90822
[13,] 73.18265 190.9497 73.18265
[14,] 65.54547 166.6571 65.54547
[15,] 82.15976 169.2619 82.15976
[16,] 78.49235 138.3663 78.49235
[17,] 56.25909 155.3241 56.25909
[18,] 62.31601 165.5089 68.58776
[19,] 68.37293 175.6937 68.37293
[20,] 61.54072 166.3402 61.54072
```

```
# KNN (k-nearest neighbor) ile Değer Atama
```

```
library(DMwR)
# airquality verisi
df_air <- tibble::as_tibble(airquality)
anyNA(df_air)
```

```
[1] TRUE
```

```
# airquality verisindeki Wind değişkeninin bazı değerlerini NA yapalım
set.seed(1234)
row_num <- sample(1:nrow(airquality),5)
row_num # bu satırdaki değerlere NA atanacak
```

```
[1] 28 80 150 101 111
```

```
airquality_2 <- airquality
airquality_2[row_num,"Wind"] <- NA
airquality_2[row_num,"Wind"]
```

```
[1] NA NA NA NA NA
```

```
head(airquality_2,20)
```

	Ozone	Solar.R	Wind	Temp	Month	Day
1	41	190	7.4	67	5	1
2	36	118	8.0	72	5	2
3	12	149	12.6	74	5	3
4	18	313	11.5	62	5	4
5	NA	NA	14.3	56	5	5
6	28	NA	14.9	66	5	6
7	23	299	8.6	65	5	7
8	19	99	13.8	59	5	8
9	8	19	20.1	61	5	9
10	NA	194	8.6	69	5	10
11	7	NA	6.9	74	5	11
12	16	256	9.7	69	5	12
13	11	290	9.2	66	5	13
14	14	274	10.9	68	5	14
15	18	65	13.2	58	5	15
16	14	334	11.5	64	5	16
17	34	307	12.0	66	5	17
18	6	78	18.4	57	5	18
19	30	322	11.5	68	5	19
20	11	44	9.7	62	5	20

```
# k parametresi, verilen bir noktaya en yakın komşuların sayısıdır.
# Örneğin: k=5 olsun. Bu durumda mesafeye (öklit) göre en yakın 5 komşu belirlenir
# ve mesafenin ağırlıklı ortalaması hesaplanır.
# ağırlıklandırma, her komşuya 1 / d ağırlığının verilmesini içerir.
# burada d komşuya olan uzaklıktır.
```

```
knn_df_air <- knnImputation(airquality_2, k = 5) # k komşu sayısı
```

```
result <- data.frame(row=row_num,
                     orig=airquality[row_num,"Wind"],
                     knn=knn_df_air[row_num,"Wind"])

result
```

	row	orig	knn
1	28	12.0	10.079819
2	80	5.1	8.765250
3	150	13.2	9.914454
4	101	8.0	6.807361
5	111	10.9	11.237192

```
mean(result$orig-result$knn)
```

```
[1] 0.4791848
```

Tavsiye

Eksik verilerin analiz edilmesi ve imputasyon konusunda R içerisinde çeşitli kütüphaneler bulunmaktadır. Bunlardan en çok bilinenleri **mice**, **VIM**, **missForest**, **imputation**, **mi**, **Amelia** ve **Hmisc** paketleridir.

Aykırı Değer Analizi

Aykırı değer, diğer gözlemlerden uzak olan, yani diğer veri noktalarından önemli ölçüde farklı olan bir veri noktası olan bir değer veya gözlemdir. Bu dokümanda, tanımlayıcı istatistikler (minimum, maksimum, histogram, kutu grafiği ve yüzdelikler dahil) gibi basit teknikler ve Z-Skoru ile aykırı değer analizi anlatılacaktır.

Minumum ve Maximum

```
library(ggplot2)

# mpg verisindeki hwy değişkeni üzerinden inceleyelim
summary(mpg$hwy)
```

Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
12.00	18.00	24.00	23.44	27.00	44.00

```
min(mpg$hwy)
```

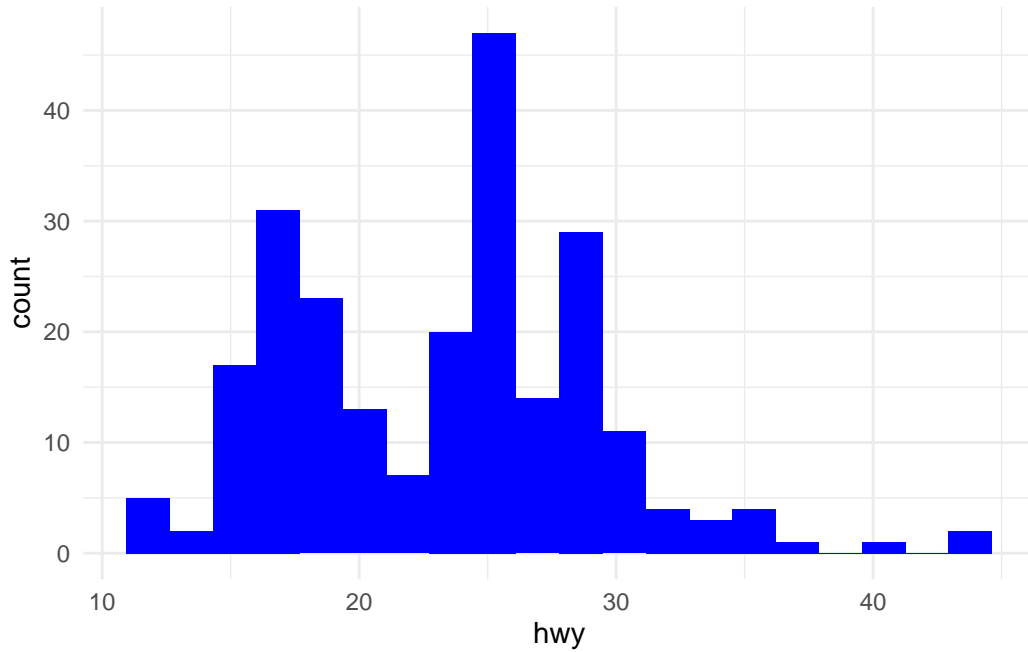
```
[1] 12
```

```
max(mpg$hwy)
```

```
[1] 44
```

Histogram

```
ggplot(mpg) +  
  aes(x = hwy) +  
  geom_histogram(bins = 20, fill = "blue") +  
  theme_minimal()
```

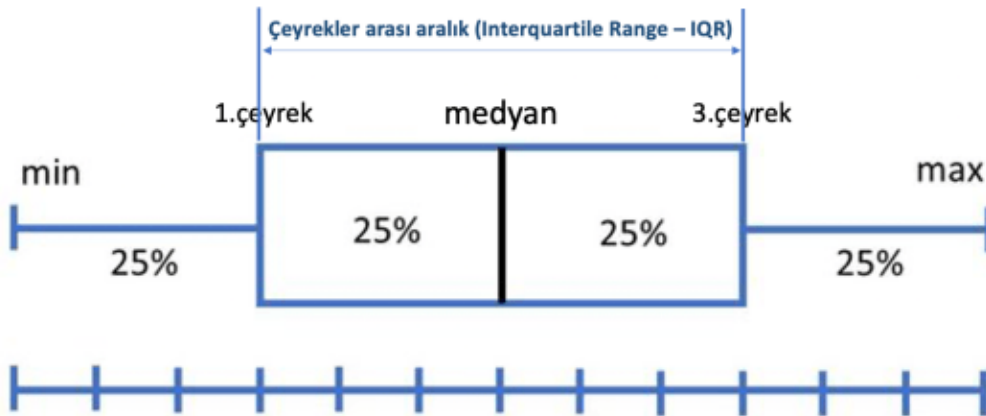


```
# grafiğinin sağ tarafında kalan gözlemler şüpheli görünüyor.
```

Boxplot

Boxplot, beş konum ölçüsü kullanarak verilerin grafiksel bir sunumunu verir: en küçük değer (min), birinci çeyreklik (Q_1), medyan, üçüncü çeyreklik (Q_3) en büyük değer. Kutunun farklı bölümleri arasındaki boşluk, verilerdeki dağılım (yayılma) ve çarpıklık derecesini gösterir. Bir boxplot grafiği, çeyrekler arası aralık (IQR) kriteri kullanılarak şüpheli bir aykırı değer olarak sınıflandırılan herhangi bir gözlemi görüntüleyerek nicel bir değişkeni görselleştirmeye yardımcı olur.

$$I = [Q_1 - 1.5 * IQR; Q_3 + 1.5 * IQR]$$



IQR ise üçüncü ve birinci çeyrek arasındaki farktır. R içerisindeki `IQR()` fonksiyonu bu amaçla kullanılabilir.

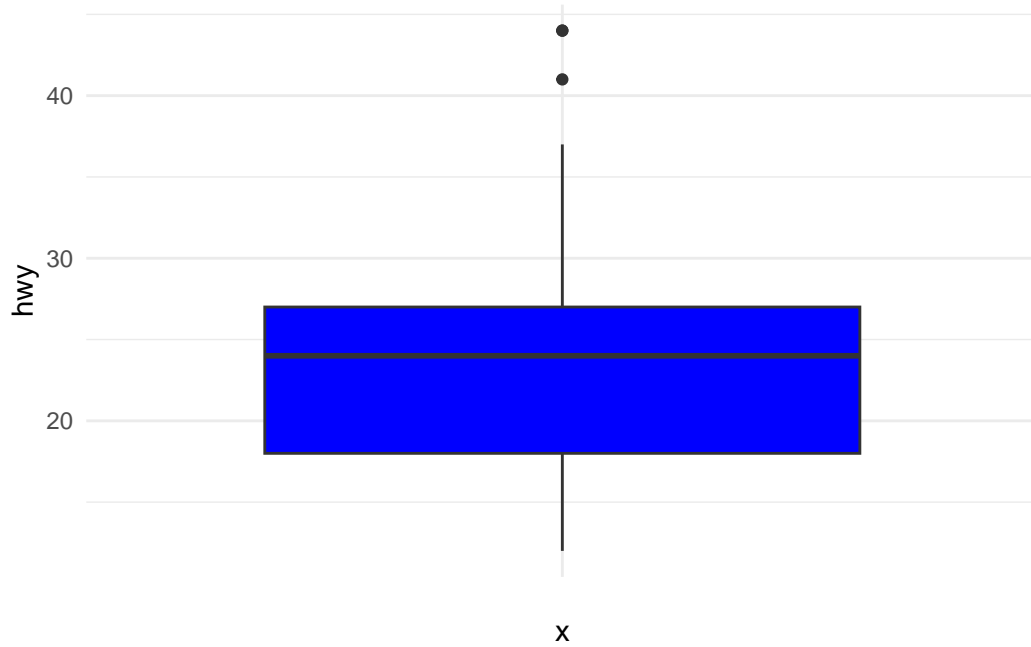
```
# temel istatistiklere erişim
summary(mpg$hwy)
```

```
Min. 1st Qu. Median Mean 3rd Qu. Max.
12.00  18.00  24.00  23.44  27.00  44.00
```

```
fivenum(mpg$hwy)
```

```
[1] 12 18 24 27 44
```

```
ggplot(mpg) +
  aes(x = "", y = hwy) +
  geom_boxplot(fill = "blue") +
  theme_minimal()
```



```
# outlier değerlerine erişim
boxplot.stats(mpg$hwy)$out
```

```
[1] 44 44 41
```

```
# outlier olarak görülen değerlerin konumları
hwy_out <- boxplot.stats(mpg$hwy)$out
hwy_out_sira <- which(mpg$hwy %in% c(hwy_out))
hwy_out_sira
```

```
[1] 213 222 223
```

```
# outlier olarak görülen satırlar
mpg[hwy_out_sira, ]
```

```
# A tibble: 3 x 11
  manufacturer model      displ  year   cyl trans  drv      cty   hwy fl      class
  <chr>         <chr>    <dbl> <int> <int> <chr>  <chr>  <int> <int> <chr>  <chr>
1 volkswagen   jetta        1.9  1999     4 manua~ f        33    44 d    comp~
2 volkswagen   new beetle   1.9  1999     4 manua~ f        35    44 d    subc~
3 volkswagen   new beetle   1.9  1999     4 auto(~ f        29    41 d    subc~
```

Yüzdelikler (Percentiles)

Bu aykırı değer tespiti yöntemi, yüzdelik dilimlere dayalıdır. Yüzdelikler yöntemiyle, 2,5 ve 97,5 yüzdelik dilimlerin oluşturduğu aralığın dışında kalan tüm gözlemler potansiyel aykırı değerler olarak kabul edilecektir. Aralığı oluşturmak için 1 ve 99 veya 5 ve 95 yüzdelikler gibi diğer yüzdelikler de düşünülebilir.

```
alt_sinir <- quantile(mpg$hwy, 0.025)
alt_sinir
```

2.5%
14

```
ust_sinir <- quantile(mpg$hwy, 0.975)
ust_sinir
```

97.5%
35.175

```
# Bu yöntemle göre, 14'ün altındaki ve 35.175'in üzerindeki tüm gözlemler,  
# potansiyel aykırı değerler olarak kabul edilecektir.
```

```
outlier_sira <- which(mpg$hwy < alt_sinir | mpg$hwy > ust_sinir)
outlier_sira
```

```
[1] 55 60 66 70 106 107 127 197 213 222 223
```

```
# Bu yöntemle göre 11 adet outlier bulunmuştur.  
mpg[outlier_sira,]
```

A tibble: 11 x 11

	manufacturer	model	displ	year	cyl	trans	drv	cty	hwy	fl	class
	<chr>	<chr>	<dbl>	<int>	<int>	<chr>	<chr>	<int>	<int>	<chr>	<chr>
1	dodge	dakota pi~	4.7	2008	8	auto~	4	9	12	e	pick~
2	dodge	durango 4~	4.7	2008	8	auto~	4	9	12	e	suv
3	dodge	ram 1500 ~	4.7	2008	8	auto~	4	9	12	e	pick~
4	dodge	ram 1500 ~	4.7	2008	8	manu~	4	9	12	e	pick~
5	honda	civic	1.8	2008	4	auto~	f	25	36	r	subc~

6	honda	civic	1.8	2008	4	auto~	f	24	36	c	subc~
7	jeep	grand che~	4.7	2008	8	auto~	4	9	12	e	suv
8	toyota	corolla	1.8	2008	4	manu~	f	28	37	r	comp~
9	volkswagen	jetta	1.9	1999	4	manu~	f	33	44	d	comp~
10	volkswagen	new beetle	1.9	1999	4	manu~	f	35	44	d	subc~
11	volkswagen	new beetle	1.9	1999	4	auto~	f	29	41	d	subc~

```
# Sınırları biraz daha küçültelim
alt_sinir <- quantile(mpg$hwy, 0.01)
ust_sinir <- quantile(mpg$hwy, 0.99)

outlier_sira <- which(mpg$hwy < alt_sinir | mpg$hwy > ust_sinir)

mpg[outlier_sira, ]
```

```
# A tibble: 3 x 11
  manufacturer model      displ  year   cyl trans  drv      cty   hwy fl      class
  <chr>          <chr>    <dbl> <int> <int> <chr>  <chr>  <int> <int> <chr>  <chr>
1 volkswagen    jetta        1.9   1999     4 manua~ f        33    44 d    comp~
2 volkswagen    new beetle   1.9   1999     4 manua~ f        35    44 d    subc~
3 volkswagen    new beetle   1.9   1999     4 auto(~ f        29    41 d    subc~
```

```
# Buna göre IQR ile elde edildiği gibi 3 adet outlier bulundu.
```

Z-Skor Yöntemi

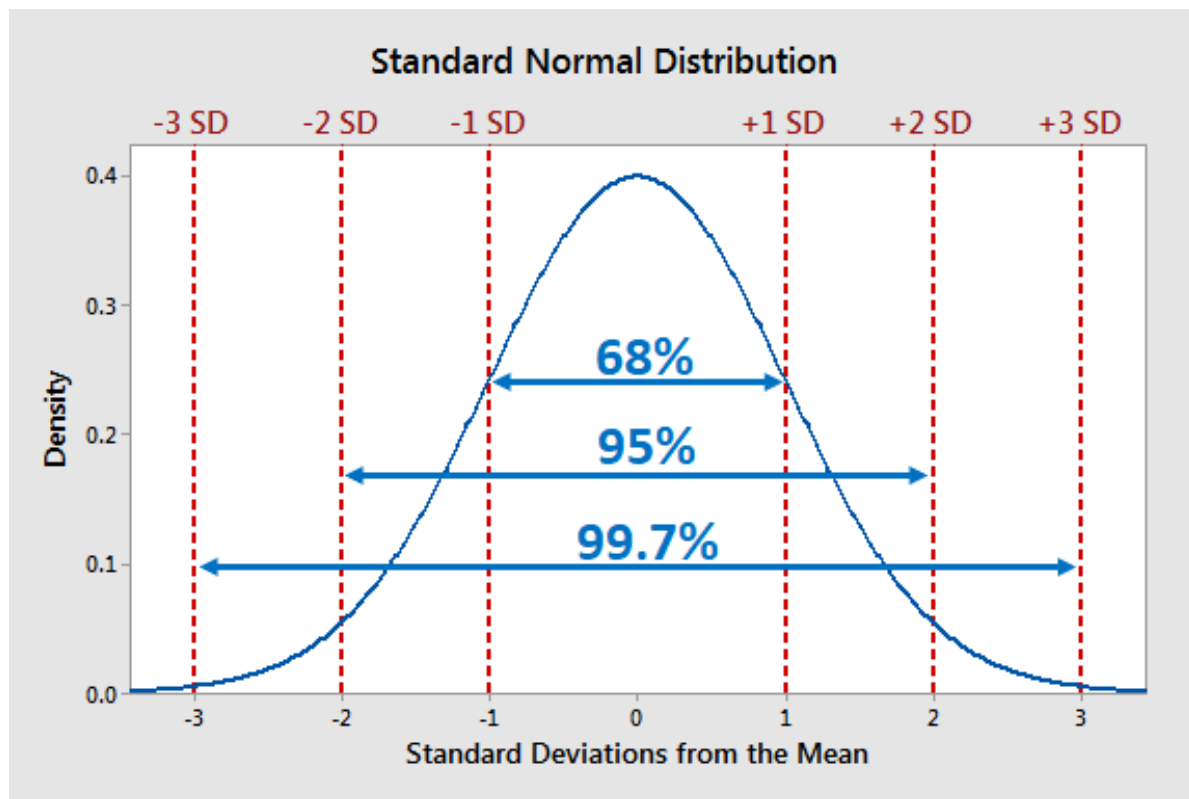
Aykırı değerlerin tespitinde ortalama ve standart sapmanın kullanıldığı en bilinen yöntemlerdendir ve aşağıdaki şekilde hesaplanır.

$$Z_i = \frac{(X_i - \mu)}{\sigma}$$

```
std_z <- function(x){

  z=(x-mean(x))/sd(x)
  return(z)
}

mpg$hwy_std <- std_z(mpg$hwy)
mpg[,c("hwy", "hwy_std")]
```



```
# A tibble: 234 x 2
```

```
      hwy hwy_std  
    <int>   <dbl>  
1      29  0.934  
2      29  0.934  
3      31  1.27  
4      30  1.10  
5      26  0.430  
6      26  0.430  
7      27  0.598  
8      26  0.430  
9      25  0.262  
10     28  0.766
```

```
# i 224 more rows
```

```
# -3 ve +3 sapma dışında kalanları aykırı değer olarak kabul ediyoruz.  
outliers_zskor <- which(mpg$hwy_std < -3 | mpg$hwy_std > +3)  
outliers_zskor
```

```
[1] 213 222
```

```
mpg[outliers_zskor,c() ]
```

```
# A tibble: 2 x 0
```

```
# bu yöntemle göre 2 adet aykırı değer bulunmuştur.
```

Veri Normalleştirme

Değişkenler farklı ölçeklerde ölçüldüğünde, genellikle analize eşit katkıda bulunmazlar. Örneğin, bir değişkenin değerleri 0 ile 100.000 arasında ve başka bir değişkenin değerleri 0 ile 100 arasında değişiyorsa, daha büyük aralığa sahip değişkene analizde daha büyük bir ağırlık verilecektir. Değişkenleri normalleştirerek, her bir değişkenin analize eşit katkı sağladığından emin olabiliriz. Değişkenleri normalleştirmek için (veya ölçeklendirmek) genellikle min-max ya da z dönüşümü yöntemleri kullanılır.

```

# min-max dönüşümleri

# 0 ile 1 arası dönüşüm
std_0_1 <- function(x) {
  (x - min(x)) / (max(x) - min(x))
}

# -1 ile +1 arası dönüşüm
std_1_1 <- function(x) {
  ((x - mean(x)) / max(abs(x - mean(x))))
}

# a ile b arası dönüşüm
std_min_max <- function(x,a,b) {
  # a min değer
  # b max değer
  (a + ((x - min(x)) * (b - a)) / (max(x) - min(x)))
}

set.seed(12345)
dat <- data.frame(x = rnorm(20, 10, 3),
                  y = rnorm(20, 30, 8),
                  z = rnorm(20, 25, 5))

dat

```

	x	y	z
1	11.756586	36.23698	30.64255
2	12.128398	41.64628	13.09821
3	9.672090	24.84537	19.69867
4	8.639508	17.57490	29.68570
5	11.817662	17.21832	29.27226
6	4.546132	44.44078	32.30365
7	11.890296	26.14682	17.93451
8	9.171448	34.96304	27.83702
9	9.147521	34.89699	27.91594
10	7.242034	28.70151	18.46601
11	9.651257	36.49499	22.29807
12	15.451936	47.57467	34.73846
13	11.111884	46.39352	25.26795
14	11.560649	43.05957	26.75831
15	7.748404	32.03417	21.64512
16	12.450700	33.92951	26.38977

```

17 7.340927 27.40731 28.45586
18 9.005267 16.70360 29.11898
19 13.362138 44.14187 35.72533
20 10.896171 30.20641 13.26528

```

```
summary(dat)
```

x	y	z
Min. : 4.546	Min. :16.70	Min. :13.10
1st Qu.: 8.914	1st Qu.:27.09	1st Qu.:21.16
Median :10.284	Median :34.41	Median :27.30
Mean :10.230	Mean :33.23	Mean :25.53
3rd Qu.:11.836	3rd Qu.:42.00	3rd Qu.:29.38
Max. :15.452	Max. :47.57	Max. :35.73

```
apply(dat, 2, std_0_1)
```

	x	y	z
[1,]	0.6611575	0.63274053	0.775368144
[2,]	0.6952505	0.80796300	0.000000000
[3,]	0.4700211	0.26373477	0.291705877
[4,]	0.3753393	0.02822392	0.733080320
[5,]	0.6667578	0.01667340	0.714808256
[6,]	0.0000000	0.89848463	0.848779748
[7,]	0.6734179	0.30589231	0.213738973
[8,]	0.4241150	0.59147416	0.651378062
[9,]	0.4219211	0.58933460	0.654866001
[10,]	0.2471988	0.38864587	0.237228478
[11,]	0.4681108	0.64109819	0.406585628
[12,]	1.0000000	1.00000000	0.956385878
[13,]	0.6020419	0.96173940	0.537838847
[14,]	0.6431912	0.85374322	0.603705080
[15,]	0.2936301	0.49659993	0.377728555
[16,]	0.7248037	0.55799517	0.587417289
[17,]	0.2562668	0.34672297	0.678727553
[18,]	0.4088772	0.00000000	0.708033996
[19,]	0.8083774	0.88880212	1.000000000
[20,]	0.5822623	0.43739366	0.007383637


```
library(dplyr)
```

Attaching package: 'dplyr'

The following objects are masked from 'package:stats':

filter, lag

The following objects are masked from 'package:base':

intersect, setdiff, setequal, union

```
dat %>% mutate_all(std_0_1) %>% summary()
```

x	y	z
Min. :0.0000	Min. :0.0000	Min. :0.0000
1st Qu.:0.4005	1st Qu.:0.3365	1st Qu.:0.3562
Median :0.5261	Median :0.5737	Median :0.6275
Mean :0.5211	Mean :0.5354	Mean :0.5492
3rd Qu.:0.6684	3rd Qu.:0.8194	3rd Qu.:0.7194
Max. :1.0000	Max. :1.0000	Max. :1.0000

```
dat %>% mutate_all(std_1_1) %>% summary()
```

x	y	z
Min. :-1.000000	Min. :-1.000000	Min. :-1.0000
1st Qu.: -0.231502	1st Qu.: -0.37143	1st Qu.: -0.3514
Median : 0.009603	Median : 0.07154	Median : 0.1426
Mean : 0.000000	Mean : 0.00000	Mean : 0.0000
3rd Qu.: 0.282624	3rd Qu.: 0.53057	3rd Qu.: 0.3098
Max. : 0.918881	Max. : 0.86789	Max. : 0.8207

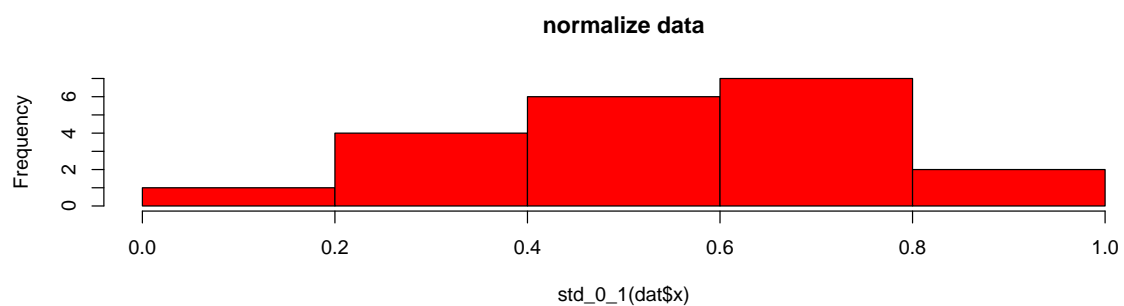
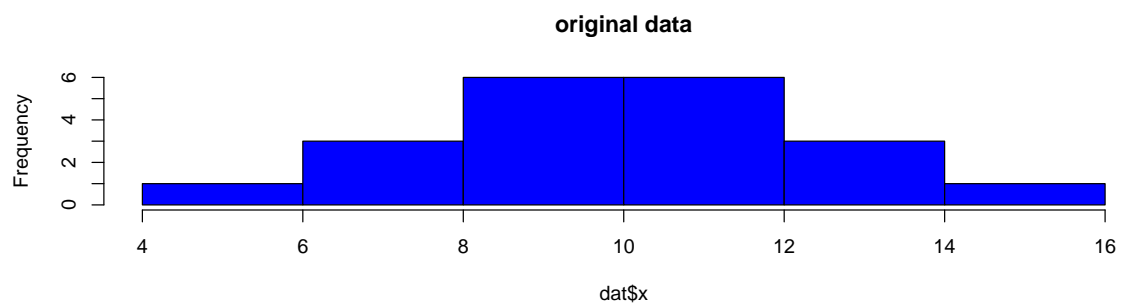
```
dat %>% mutate_all(std_min_max, a = -2, b = 2) %>% summary()
```

x	y	z
Min. : -2.00000	Min. : -2.0000	Min. : -2.0000
1st Qu.: -0.39803	1st Qu.: -0.6539	1st Qu.: -0.5751
Median : 0.10457	Median : 0.2947	Median : 0.5102
Mean : 0.08455	Mean : 0.1415	Mean : 0.1970
3rd Qu.: 0.67369	3rd Qu.: 1.2776	3rd Qu.: 0.8775
Max. : 2.00000	Max. : 2.0000	Max. : 2.0000

```
dat %>% mutate_all(std_z) %>% summary()
```

x	y	z
Min. : -2.27173	Min. : -1.7088	Min. : -1.9165
1st Qu.: -0.52591	1st Qu.: -0.6347	1st Qu.: -0.6735
Median : 0.02182	Median : 0.1223	Median : 0.2732
Mean : 0.00000	Mean : 0.0000	Mean : 0.0000
3rd Qu.: 0.64204	3rd Qu.: 0.9067	3rd Qu.: 0.5937
Max. : 2.08745	Max. : 1.4831	Max. : 1.5729

```
# Yapılan dönüşümler verinin dağılımını değiştirmemektedir.
par(mfrow=c(2,1))
hist(dat$x,main="original data",col="blue")
hist(std_0_1(dat$x),main="normalize data",col="red")
```



R ile Temel İstatistik

İstatistik; amacın belirlenmesi, çalışmanın planlanması, verilerin toplanması, değerlendirilmesi ve karara varılması sürecini içeren bir bilim dalıdır. İstatistik bilimi içinde örneklemden elde edilen bilgileri kitlelere genelleme, tahminler yapma, değişkenler arasındaki ilişkileri ortaya çıkarma gibi konular yer almaktadır.

Uygulamalı istatistikler iki alana ayrılabilir: tanımlayıcı istatistikler ve çıkarımsal istatistikler. Tanımlayıcı istatistikler, tabloları, grafikleri ve özet ölçüleri kullanarak verileri düzenleme, görüntüleme ve tanımlama yöntemlerinden oluşur. Buna karşılık çıkarımsal istatistikler, bir popülasyon hakkında kararlar veya tahminler yapmak için örnek sonuçlarını kullanan yöntemlerden oluşur.

Tanımlayıcı istatistik, bir dizi değeri veya bir veri kümesini özetlemeyi, tanımlamayı ve sunmayı amaçlayan bir istatistik dalıdır. Tanımlayıcı istatistikler genellikle herhangi bir istatistiksel analizin ilk adımı ve önemli bir parçasıdır. Verilerin kalitesini kontrol etmeyi sağlar ve net bir genel bakışa sahip olarak verileri anlamaya yardımcı olur. Tanımlayıcı istatistikler, merkezi eğilim ölçüleri ve dağılım ölçüleri olmak üzere ikiye ayrılır.

Merkezi Eğilim Ölçüleri

Dağılımın konumu hakkında bilgi veren ölçümlerdir. Aritmetik ortalama, geometrik ortalama, harmonik ortalama, düzeltilmiş ortalama, ortanca, çeyrekler, yüzdelikler konum ölçülerine örnek olarak verilebilir.

Aritmetik Ortalama

- Günlük hayatta en sık kullanılan merkezi eğilim ölçüsüdür.
- Üzerinde inceleme yapılan veri setindeki elemanların toplanıp incelenen eleman sayısına bölünmesiyle elde edilir.
- Konum olarak verilerin en çok hangi değer etrafında toplandığının ya da yoğunlaştığının sayısal bir ölçüsüdür.
- Hem kitle hem de örneklem için hesaplanır.

- Dağılımların yerinin belirlenmesinde en çok kullanılan yer ölçüsü aritmetik ortalamadır; ve tek başına ortalama sözcüğünden aritmetik ortalama anlaşılır.
- Aritmetik ortalama bütün değerlerin ağırlığını eşit kabul ettiğinden dağılımı her zaman en iyi şekilde temsil etmeyebilir. Ayrıca aritmetik ortalama, veri kümesindeki aşırı değerlerden çok kolay etkilenir.

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i$$

```
mean(airquality$Wind)
```

```
[1] 9.957516
```

```
mean(airquality$Ozone, na.rm = TRUE) # NA'ler kaldırılarak ortalama hesaplanır
```

```
[1] 42.12931
```

Geometrik Ortalama

- Periyodik artışlar veya azalmalar (değişim oranları) içeren enflasyon veya nüfus değişiklikleri gibi konuları incelerken, geometrik ortalama, incelenen tüm dönem boyunca ortalama değişikliği bulmak için daha uygundur.
- Eğer veriler sıfır ya da negatif değerler içeriyorsa geometrik ortalama hesaplanamaz.
- Geometrik ortalama, uç değerlerden aritmetik ortalamaya göre daha az etkilenmektedir.
- Geometrik Ortalama <= Aritmetik Ortalama

$$G.O. = \sqrt[n]{\prod_{i=1}^n X_i}$$

```
# R programında hazır geometrik ortalama fonksiyonu yoktur.
# 1. yol
geo_mean <- function(x){
  x <- na.omit(x)
  (prod(x))^(1/length(x))
}
```

```
round(geo_mean(airquality$Wind),3)
```

```
[1] 9.273
```

```
round(geo_mean(airquality$Ozone),3)
```

```
[1] 30.524
```

```
# 2. yol  
library(psych)  
round(geometric.mean(airquality$Wind),3)
```

```
[1] 9.273
```

```
round(geometric.mean(airquality$Ozone),3)
```

```
[1] 30.524
```

Medyan (Ortanca)

- Gözlem değerleri küçükten büyüğe sıralandığında ortada kalan gözlem değeridir.
- Bir seride yer alan gözlemlerin tümünün hesaba katılmadığı ortalamalardan biridir.
- Basit serilerde seri tek sayıda gözlemde oluşuyorsa serinin gözlem değerleri küçükten büyüğe sıralandığında tam ortada yer alan gözlem değeridir.
- Seri çift sayıda gözlemde oluşuyorsa ortada kalan iki gözlem değerinin aritmetik ortalaması medyandır.
- Medyan, ölçümlerin %50'sinin üzerinde, %50'sinin aşağısında yer aldığı merkezi değerdir.
- Dağılımdaki aşırı değerlerden etkilenmez.
- Aritmetik ortalamaya kıyasla daha tutarlı bir sonuç elde edilir.
- Her bir veri seti için bir tek medyan söz konusudur.
- Medyanın zayıf tarafı serideki bütün değerleri dikkate almaması sebebi ile matematik işlemlere elverişli değildir.

- Gözlem sayısı (n) tek ise , $\widetilde{X} = X_{\frac{n+1}{2}}$
- Gözlem sayısı (n) çift ise , $\widetilde{X} = \frac{X_{\frac{n}{2}} + X_{\frac{n+1}{2}}}{2}$

```
median(airquality$Wind)
```

```
[1] 9.7
```

```
median(airquality$Ozone,na.rm = TRUE)
```

```
[1] 31.5
```

Mod (Tepe değeri)

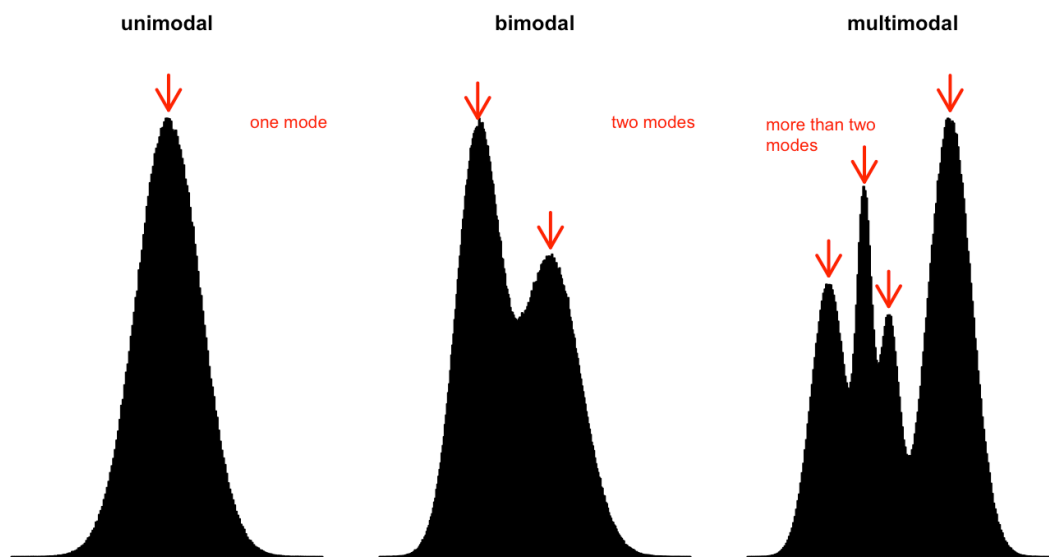
- En sık ortaya çıkan (en yüksek frekanslı) ölçümdür.
- Dağılımdaki aşırı değerlerden etkilenmez
- Her dağılımda tepe değeri bulunmayabilir.
- Bazı dağılımlarda birden fazla tepe değeri bulunabilir.
- Tepe değeri aritmetik işlemler için elverişli değildir.
- Tüm veri değerlerini göz önünde bulundurmadığı için tutarlı olmayan bir merkezi eğilim ölçüsüdür.
- Gözlem sayısı az olduğunda tepe değeri güvenilir bir ölçü değildir.

```
# R programında hazır mod fonksiyonu yoktur.
```

```
library(DescTools)
Mode(airquality$Wind)
```

```
[1] 11.5
attr(,"freq")
[1] 15
```

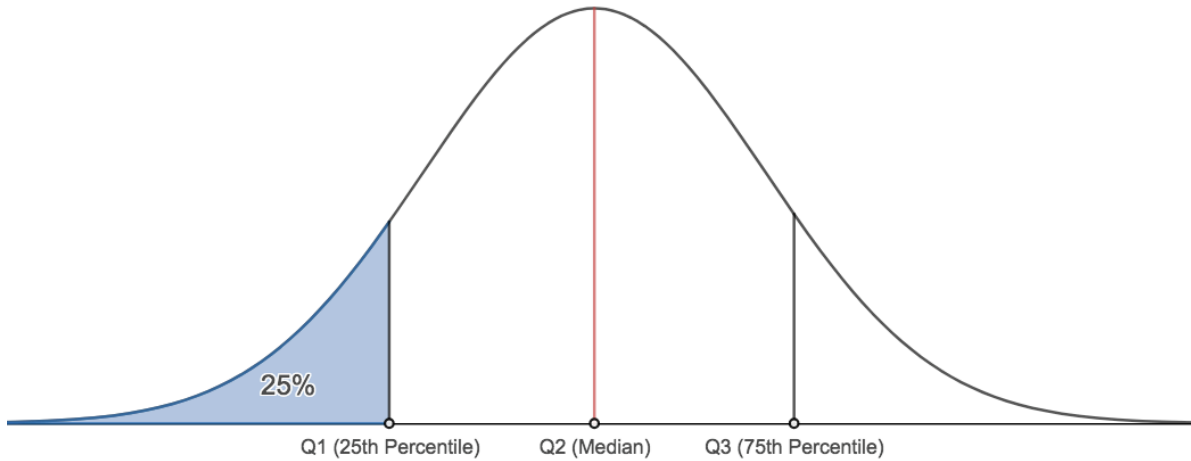
```
Mode(airquality$Solar.R,na.rm = TRUE)
```




```
[1] 238 259  
attr(,"freq")  
[1] 4
```

Çeyreklikler

- Birinci Bölün ilk yüzde 25 nci noktadır ve verinin $\frac{1}{4}$ kadarı birinci bölün içerisinde kalır.
- İkinci Bölün ilk yüzde 50 nci noktadır ve verinin yarısı bu noktanın altında kalır($\frac{1}{2}$) aynı zamanda ikinci bölün medyan olarak ta bilinir.
- Üçüncü Bölün ilk yüzde 75 nci veri kümesidir ve bütün verinin $\frac{3}{4}$ kadarı bu noktanın altında kalır.
- Gözlem sayısı (n) tek ise , $Q_1 = X_{\frac{n+1}{4}}$
- Gözlem sayısı (n) çift ise , $Q_1 = \frac{X_{\frac{n}{4}} + X_{\frac{n}{4}+1}}{2}$
- Gözlem sayısı (n) tek ise , $Q_3 = X_{\frac{3(n+1)}{4}}$
- Gözlem sayısı (n) çift ise , $Q_3 = \frac{X_{\frac{3n}{4}} + X_{\frac{3n}{4}+1}}{2}$



```
quantile(airquality$Wind,na.rm = TRUE)
```

0%	25%	50%	75%	100%
1.7	7.4	9.7	11.5	20.7

```
median(airquality$Wind,na.rm = TRUE)
```

```
[1] 9.7
```

```
quantile(airquality$Wind,na.rm = TRUE,probs = 0.75) #Q3
```

```
75%  
11.5
```

```
quantile(airquality$Wind,na.rm = TRUE,probs = 0.25) #Q1
```

```
25%  
7.4
```

```
quantile(airquality$Wind,na.rm = TRUE,probs = c(0.20,0.50,0.80)) # %20,%50,%80
```

```
20%    50%    80%  
6.90   9.70  12.96
```

```
quantile(airquality$Solar.R,na.rm = TRUE)
```

```
0%    25%    50%    75%    100%  
7.00  115.75  205.00  258.75  334.00
```

```
median(airquality$Solar.R,na.rm = TRUE)
```

```
[1] 205
```

Dağılım Ölçüleri

Ortalama, medyan ve mod gibi merkezi eğilim ölçüleri, bir veri setinin dağılımının bütün resmini ortaya koymaz. Aynı ortalamaya sahip iki veri seti tamamen farklı yayılımlara sahip olabilir. Bir veri seti için gözlem değerleri arasındaki farklılık, diğer veri seti için olduğundan çok daha büyük veya daha küçük olabilir. Bu nedenle, ortalama, medyan veya mod tek başına genellikle bir veri kümesinin dağılımının şeklini ortaya çıkarmak için yeterli bir ölçü değildir. Bu yüzden veri değerleri arasındaki varyasyon hakkında bazı bilgiler sağlayabilecek bir ölçülere de ihtiyaç vardır. Bu ölçülere dağılım (yayılım) ölçüleri denir. Birlikte ele alınan merkezi eğilim ve dağılım ölçüleri, tek başına merkezi eğilim ölçülerinden ziyade bir veri setinin daha iyi bir resmini verir. Değişim aralığı, çeyrekler arası genişlik, varyans, standart sapma, basıklık, çarpıklık, min, max başlıca dağılım ölçüleri arasındadır.

Değişim Aralığı (Açıklık)

- Veri setindeki en büyük değer ile en küçük değer arasındaki farktır.
- En basit dağılım ölçüsü olmakla birlikte uç ve aykırı değerlerden etkilenmesi olumsuz yönüdür.
- Serinin sadece 2 gözlemine bağlı olarak hesaplanan bu ölçü değişkenliğin şekli hakkında çok fazla bilgi vermediğinden diğer değişkenlik ölçüleri kadar sık kullanılmaz.

$$D.A = \max(X) - \min(X)$$

```
# 1. yol  
max(airquality$Ozone,na.rm = TRUE)-min(airquality$Ozone,na.rm = TRUE)
```

```
[1] 167
```

```
# 2. yol  
range(airquality$Ozone,na.rm = TRUE)
```

```
[1] 1 168
```

```
range(airquality$Ozone,na.rm = TRUE)[2]-range(airquality$Ozone,na.rm = TRUE)[1]
```

```
[1] 167
```

Çeyrekler Arası Genişlik

- Dağılımdaki verilerin ortadaki % 50'sinin yer aldığı aralığı belirlemek için kullanılır.
- Aşırı uç değerlerden etkilenmez. Çünkü çeyreklikler arası genişlik dağılımdaki değerlerin merkezdeki %50'si ile ilgilenir.
- Çeyrekler arası bir genişlik, değerlerin büyük kısmının nerede olduğunu gösteren bir ölçüdür.
- Çeyrek Sapma 3. çeyrek ile 1. çeyrek arasındaki farktır.
- IQR (Interquartile Range) olarak ifade edilir.

$$IQR = Q_3 - Q_1$$

```
# 1.yol
q3 <- quantile(airquality$Wind,na.rm = TRUE,probs = 0.75) #Q3
q1 <- quantile(airquality$Wind,na.rm = TRUE,probs = 0.25) #Q1
q3-q1
```

```
75%
4.1
```

```
# 2. yol
IQR(airquality$Wind,na.rm = TRUE)
```

```
[1] 4.1
```

Varyans ve Standart Sapma

Gözlem değerlerinin aritmetik ortalamadan sapmaları dikkate alınarak farklı değişkenlik ölçüleri geliştirilebilir. Ancak gözlemlerin aritmetik ortalamadan sapmalarının her zaman sıfıra eşittir. Bu sorunu ortadan kaldırmak için gözlemlerin aritmetik ortalamadan olan sapmalarının karelerinin toplamının gözlem sayısına oranı değişkenlik ölçüsü olarak yorumlanabilir. Bu ölçü varyans olarak adlandırılır.

- Bir dağılımda değerler aritmetik ortalamadan uzaklaştıkça dağılımın yaygınlığı artar.

- Varyansın karekökü standart sapmadır. Genel olarak, bir veri kümesi için standart sapmanın daha düşük bir değeri, o veri kümesinin değerlerinin ortalama etrafında nispeten daha küçük bir aralığa yayıldığını gösterir. Buna karşılık, bir veri kümesi için standart sapmanın daha büyük bir değeri, o veri kümesinin değerlerinin, ortalama etrafında nispeten daha geniş bir aralığa yayıldığını gösterir.
- Kitle varyansı σ^2 ile standart sapma ise σ ile gösterilmektedir. Örneklem standart sapması ise s ile ifade edilir.

$$s = \sqrt{\sum_{i=1}^N \frac{(x_i - \bar{x})^2}{n - 1}}$$

```
var(airquality$Wind,na.rm=TRUE)
```

```
[1] 12.41154
```

```
sd(airquality$Wind,na.rm=TRUE)
```

```
[1] 3.523001
```

```
var(airquality$Solar.R,na.rm=TRUE)
```

```
[1] 8110.519
```

```
sd(airquality$Solar.R,na.rm=TRUE)
```

```
[1] 90.05842
```

Değişim Katsayısı

- Farklı serilerin değişkenliklerinin karşılaştırılmasında, farklı birimlerle ölçülmüş veri setleri söz konusu olduğundan standart sapma kullanışlı değildir.
- Bunun yerine ilgili serilerin standart sapmaları serilerin ortalama değerinin yüzdesi olarak ifade edilir ve gözlem değerlerinin büyüklüklerinden kaynaklanan farklılık ortadan kalkmış olur.

- Elde edilen bu yeni değişkenlik ölçüsü kullanılarak serilerin birbirlerine göre daha değişken ya da daha homojen oldukları konusunda yorum yapılabilir.
- Bu değer ne kadar küçükse dağılım o kadar homojendir, değişkenlik azdır. Yüzdesel olarak ifade edilir.
- Değişim Katsayısı standart sapmanın aritmetik ortalamaya bölünüp 100 ile çarpılmasıyla elde edilir.

$$D.K. = \frac{S}{\bar{X}} \times 100$$

```
dk_wind <- sd(airquality$Wind,na.rm=TRUE)/mean(airquality$Wind,na.rm=TRUE)
dk_wind
```

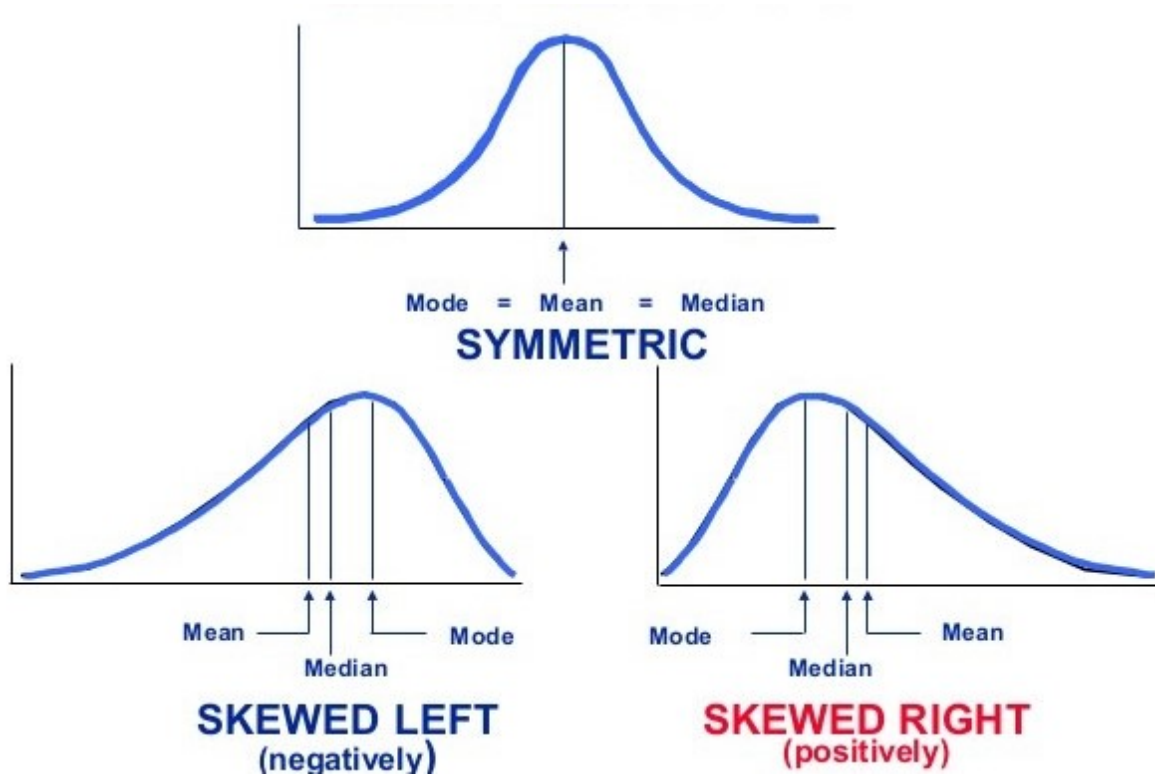
```
[1] 0.3538032
```

```
dk_solar <- sd(airquality$Solar.R,na.rm=TRUE)/mean(airquality$Solar.R,na.rm=TRUE)
dk_solar
```

```
[1] 0.4843634
```

Çarpıklık ve Basıklık

- Bir dağılımın normal dağılıma göre çarpık olup olmadığını belirlemede kullanılır. Simetrik dağılımlarda ortalama, ortanca ve tepe değeri birbirine eşittir.
- Çarpıklık katsayısı 0 ise dağılım simetriktir, 0'dan küçük ise sola çarpıktır (negatif çarpıklık), 0'dan büyük ise sağa çarpıktır (pozitif çarpıklık).
- Pozitif çarpıklıkta sağ kuyruk daha uzun iken negatif çarpıklıkta sol kuyruk daha uzundur.
- Aritmetik Ortalama, Medyan ve Mod arasındaki ilişkilere göre de çarpıklık belirlenebilir.
 - Mod < Medyan < Ortalama ise, dağılım sağa-çarpık yani (+) yöne eğilimli dağılımdır.
 - Ortalama < Medyan < Mod ise, dağılım sola-çarpık yani (-) yöne eğilimli dağılımdır.
 - Ortalama = Mod = Medyan ise, dağılım simetrik dağılımdır.
- Bir dağılımın normal dağılıma göre basık olup olmadığını belirlemede kullanılır.



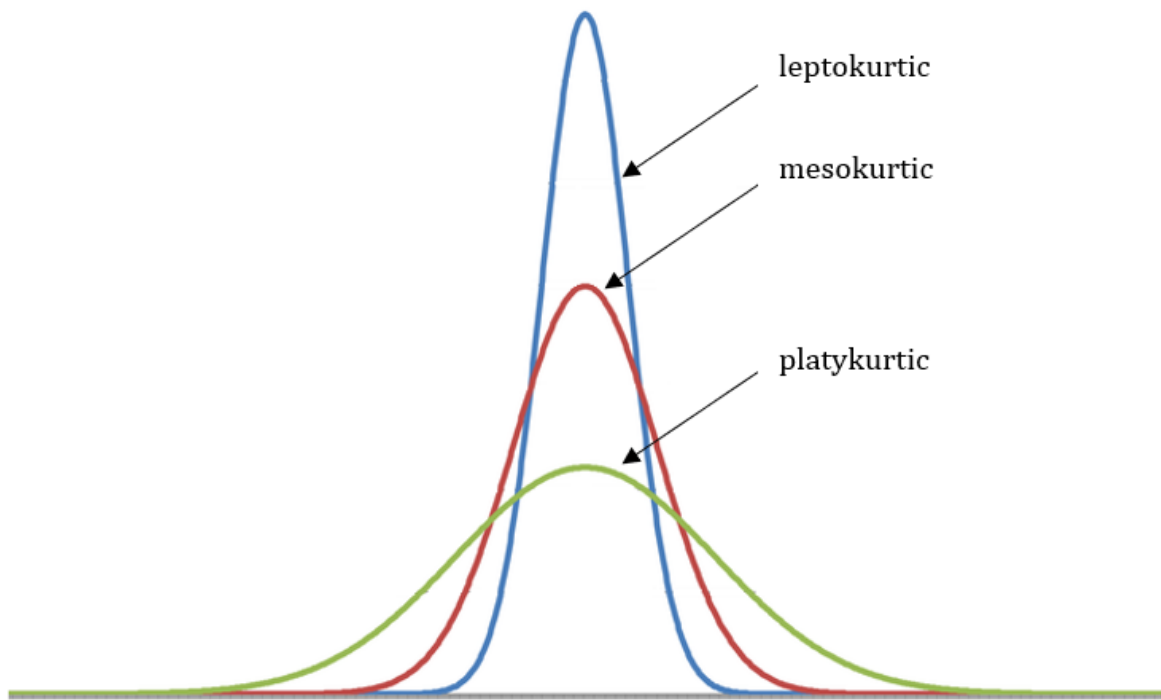
- Basıklık katsayısı sıfırdan büyükse normal dağılıma göre daha sivri, küçük ise daha basıktır.
- Basıklık katsayısı 3'e eşit ise seri normal dağılıma (mesokurtic) sahiptir. Eğer 3'ten küçük ise, bir platykurtik dağılımı gösterir (daha kısa kuyruklu normal dağılımdan daha düz). Eğer 3'ten büyük ise, bir leptokurtik dağılımı gösterir (daha uzun kuyruklu normal dağılımdan daha doruğa).
- İki veya daha fazla simetrik dağılım karşılaştırıldığında aralarındaki fark basıklık ile incelenir.

```
library(moments)
skewness(airquality$Ozone,na.rm = TRUE) # sağa çarpık
```

```
[1] 1.225681
```

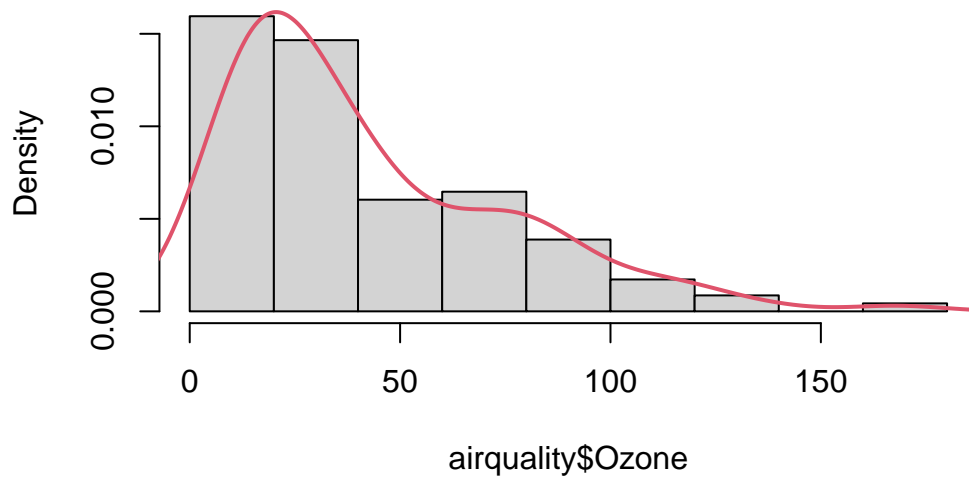
```
kurtosis(airquality$Ozone,na.rm = TRUE) # sivri
```

```
[1] 4.184071
```



```
hist(airquality$Ozone,freq = FALSE)
lines(density(airquality$Ozone,na.rm = TRUE),col = 2, lwd = 2)
```


Histogram of airquality\$Ozone



```
skewness(airquality$Solar.R,na.rm = TRUE) # sola çarpık
```

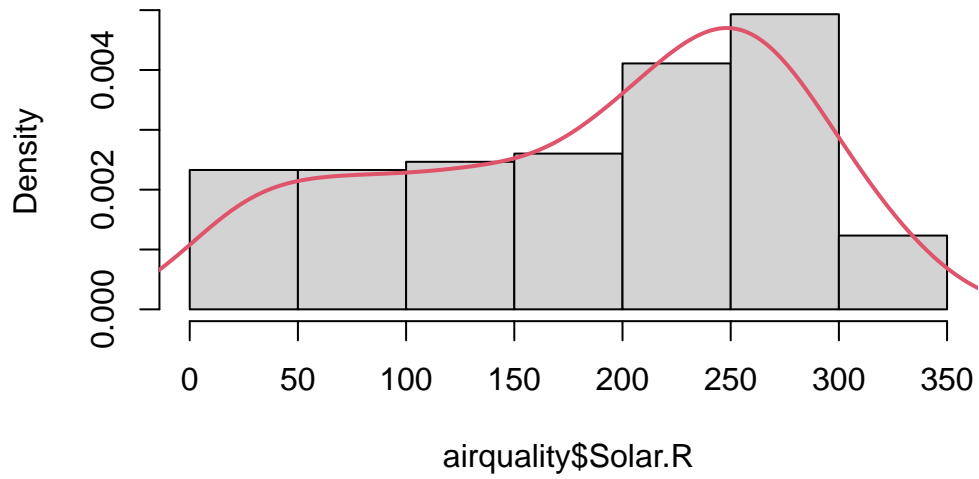
```
[1] -0.4236342
```

```
kurtosis(airquality$Solar.R,na.rm = TRUE) # sivri
```

```
[1] 2.023567
```

```
hist(airquality$Solar.R,freq = FALSE)  
lines(density(airquality$Solar.R,na.rm = TRUE),col = 2, lwd = 2)
```

Histogram of airquality\$Solar.R



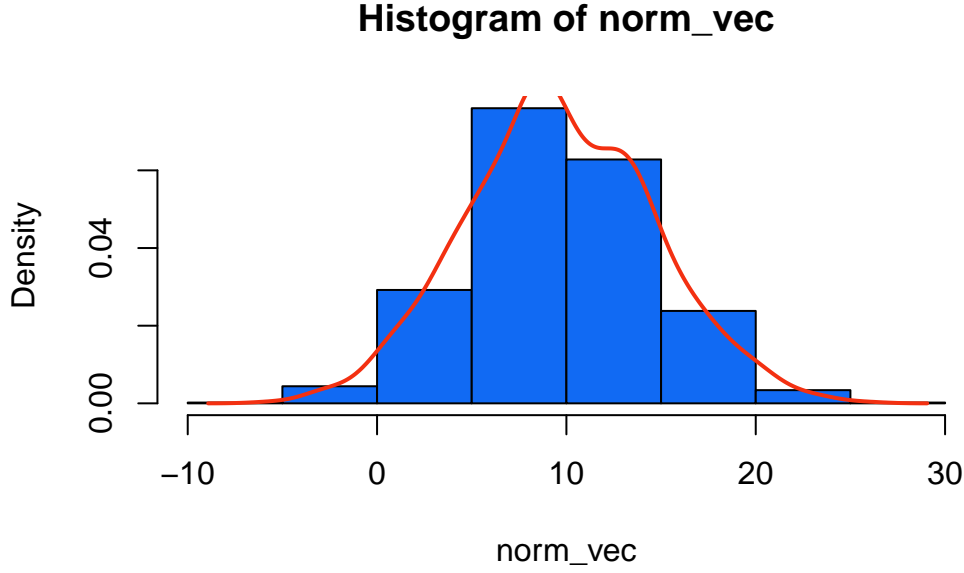
```
# normal dağılımdan veri üretelim  
norm_vec <- rnorm(1000,10,5)  
skewness(norm_vec) # sola çarpık
```

```
[1] 0.06448269
```

```
kurtosis(norm_vec) # sivri
```

```
[1] 2.897824
```

```
hist(norm_vec,freq = FALSE,col="#116AF3") # renk kodları da kullanılabilir.  
lines(density(norm_vec),col = "#F33011", lwd = 2)
```



İlişki Ölçüleri

Önceki bölümlerde, bir dağılımı tanımlayan ve özet istatistikleri hesaplayan tek bir değişkene odaklanmıştık. Tek bir değişkeni tanımlayan istatistiklere tek değişkenli istatistikler denir. İki değişken arasındaki ilişkiyi incelersek, iki değişkenli istatistiklere atıfta bulunuruz. Birkaç değişken arasındaki ilişkiler aynı anda incelenirse, çok değişkenli istatistiklere atıfta bulunuruz. İlişki ölçüleri, iki değişken arasındaki ilişkinin boyutunu özetlemek için araçlar sağlar.

İlişkiyi ölçmek için birçok araç türü olmasına rağmen, kovaryans ve Pearson korelasyon katsayıları “sayısal” veri türü için en bilinen ve yaygın araçlardır. Kovaryans ve korelasyon arasındaki temel fark, kovaryans, değer in işaretine (+’ve veya -’ve) bağlı olarak ilişkinin yönünü gösterir. Ancak korelasyon, değişkenler arasındaki “**doğrusal**” ilişkinin gücünü gösterir.

Kategorik veriler için ki-kare testi kullanılmaktadır. Spearman rho ve Kendall Tau korelasyon katsayıları da vardır ancak bunlar parametrik olmayan testlerdir ve yaygın olarak kullanılmazlar.

Değişkenler arasındaki ilişkiyi çizgi veya saçılım grafiği çizerek de incelenebilir. Ancak, bu grafiklere bakarak ilişkiden emin olmak her zaman mümkün olmayabilir. İstatistikte testler her zaman görsel araçlardan daha güçlüdür. Görsel araçlar fikir verir, testler ise fikirleri doğrular.

Kovaryans

Kovaryans, iki değişkenin ortak değişkenliğinin bir ölçüsüdür. Kovaryans $(-\infty, \infty)$ aralığında herhangi bir değer alabilir. Bir değişkenin büyük/küçük değerleri esas olarak diğer değişkenin daha büyük/küçük değerlerine karşılık geliyorsa kovaryans pozitifdir. Değişkenler zıt davranış gösterme eğilimindeyse kovaryans negatiftir. Kovaryans s_{xy} ile gösterilir ve aşağıdaki şekilde hesaplanır.

$$s_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{n - 1}$$

```
head(iris)
```

	Sepal.Length	Sepal.Width	Petal.Length	Petal.Width	Species
1	5.1	3.5	1.4	0.2	setosa
2	4.9	3.0	1.4	0.2	setosa
3	4.7	3.2	1.3	0.2	setosa
4	4.6	3.1	1.5	0.2	setosa
5	5.0	3.6	1.4	0.2	setosa
6	5.4	3.9	1.7	0.4	setosa

```
cov(iris$Sepal.Length,iris$Petal.Length) # pozitif ilişki var
```

```
[1] 1.274315
```

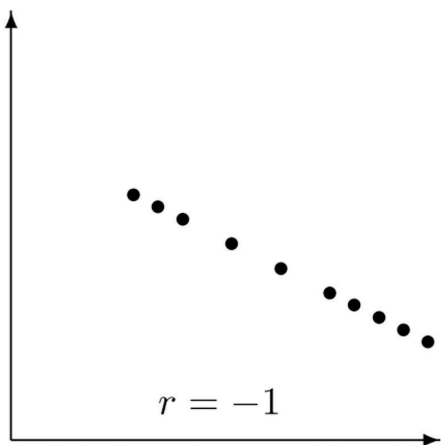
```
cov(iris$Sepal.Length,iris$Sepal.Length)
```

```
[1] 0.6856935
```

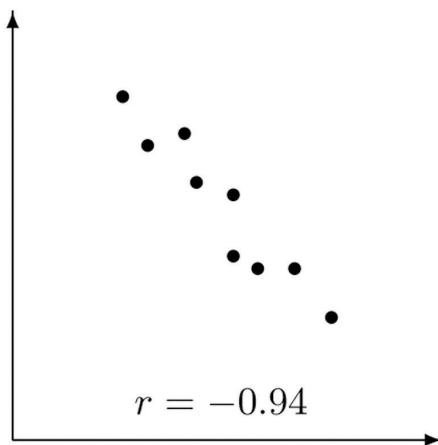
Korelasyon

Korelasyon, nicel değişkenler arasındaki ilişkiyi incelemek için yaygın olarak kullanılan bir yöntemdir. **Karl Pearson**'ın Pearson moment korelasyon katsayısı olarak da bilinen doğrusal korelasyon katsayısı **r**'dir. Doğrusal korelasyon katsayısı, iki değişken arasındaki doğrusal ilişkinin gücünü ölçer.

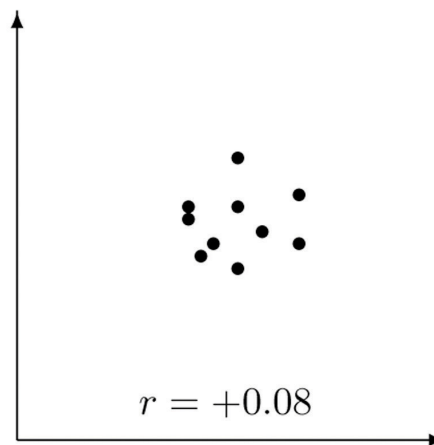
- Korelasyon, kovaryansın standartlaştırılmış halidir.
- Standartlaştırmadan kaynaklanan bilgi kaybı vardır.



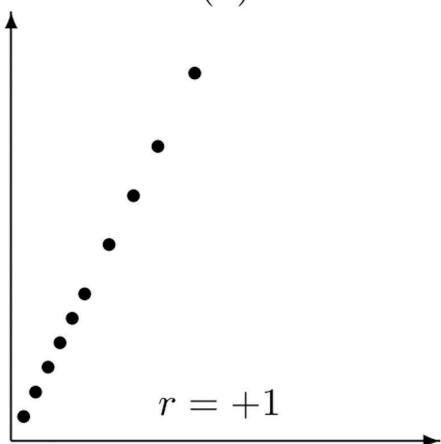
(a)



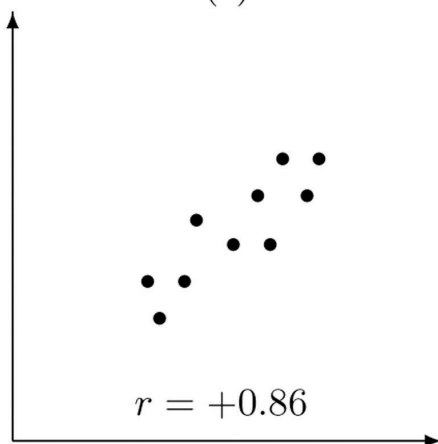
(b)



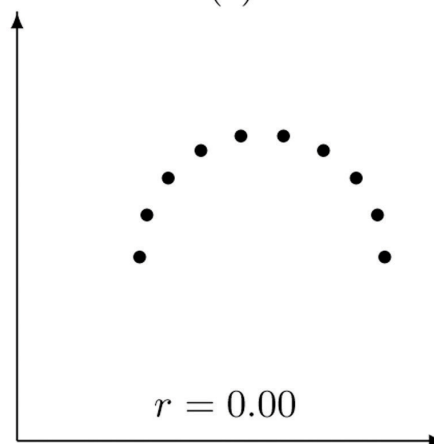
(c)



(d)



(e)



(f)

- Standartlaştırılmış olduğu için korelasyonun birimi yoktur, birimsizdir.
- Korelasyon -1 ve +1 arasında değer alır.
- Korelasyon , ± 1 'e yakınsa, iki değişken yüksek oranda ilişkilidir ve bir saçılım grafiği üzerinde çizilirse, veri noktaları bir çizgi etrafında kümelenir.
- Korelasyon , ± 1 'den uzaksa, veri noktaları daha geniş bir alana dağılır.
- Korelasyon 0'a yakınsa, veri noktaları esasen yatay bir çizgi etrafında dağılır ve bu, değişkenler arasında neredeyse hiçbir doğrusal ilişki olmadığını gösterir.
- $r=1$ ise değişkenler arasında pozitif yönlü tam bir doğrusal ilişki vardır.
- $r=-1$ ise değişkenler arasında negatif (ters) yönlü tam bir doğrusal ilişki vardır.
- $r=0$ ise değişkenler arasında doğrusal ilişki yoktur.
- Korelasyon nedensel ilişki değildir.
- Korelasyon değişkenler arasındaki sebep sonuç ilişkilerini açıklamaz.
- Korelasyon matematiksel ilişkidir.

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} = \frac{s_{xy}}{s_x s_y}$$

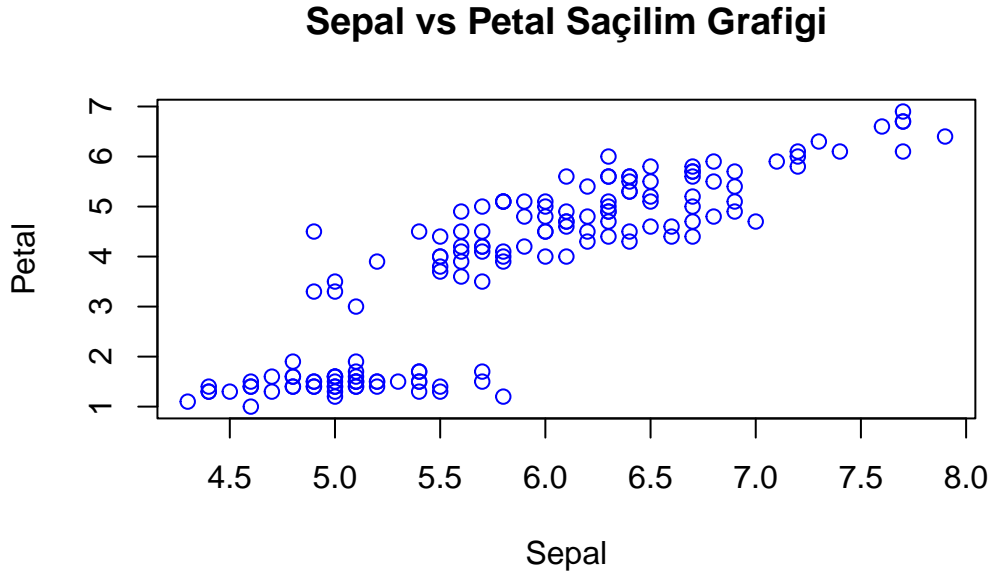
İki değişken arasındaki doğrusal ilişkinin miktarı için açık bir sınıflandırma kuralı yoktur. Bununla birlikte, aşağıdaki tablo, Pearson çarpım momenti korelasyon katsayısının sayısal değerlerinin nasıl ele alınacağı konusunda temel bir fikir verebilir.

Korelasyon Katsayısı (r)	İlişkinin Derecesi
$r > 0.90$	Çok kuvvetli
$0.70 < r \leq 0.90$	Kuvvetli
$0.50 < r \leq 0.70$	Orta
$0.30 < r \leq 0.50$	Düşük
$r < 0.30$	Zayıf

```
cor(iris$Sepal.Length,iris$Petal.Length) # kuvvetli ilişki vardır.
```

```
[1] 0.8717538
```

```
plot(iris$Sepal.Length,iris$Petal.Length,
     col="blue",
     xlab = "Sepal",
     ylab = "Petal",
     main = "Sepal vs Petal Saçılım Grafiği")
```



Kontenjans Katsayısı

Kontenjans katsayısı C, kategorik veriler için χ^2 tabanlı bir ilişki ölçüsüdür. Bağımsızlık için χ^2 testine dayanır. χ^2 istatistiği, kontenjans durum tablolarındaki (iki yönlü tablo, çapraz tablo tablosu veya çapraz tablolar olarak da bilinir) değişkenler arasında istatistiksel bir ilişki olup olmadığını değerlendirmeyi sağlar. Bu tür tablolarda değişkenlerin dağılımı matris formatında gösterilir. İki nominal (kategorik) değişken arasında anlamlı bir ilişki olup olmadığını belirlemek için kullanılır.

$$\chi^2 = \sum \frac{(G - B)^2}{B}$$

Burada G gözlemlenen frekansı ve B ise beklenen frekansı temsil eder. Ki-kare test istatistiği ile iki kategorik değişken arasında ilişki olup olmadığı araştırılır. Hipotez aşağıdaki gibi kurulur:

H_0 : Değişkenler arasında ilişki yoktur.

H_1 : Değişkenler arasında ilişki vardır.

Kontenjans katsayısı ise şu şekilde elde edilir:

$$C = \sqrt{\frac{\chi^2}{n + \chi^2}}$$

Burada n satır ve sütun toplamlarını ifade eder. C katsayısı 0 ile 1 arasında bir değer alır. C=0 olması iki değişken arasında ilişki olmadığına, C=1 olması ile tam ilişkili olduğu anlamına gelir.

```
# öğrencilerin sigara içme alışkanlığının egzersiz düzeyi ile ilişkili  
# olup olmadığını inceleyelim.
```

```
library(MASS)  
head(survey)
```

	Sex	Wr.Hnd	NW.Hnd	W.Hnd	Fold	Pulse	Clap	Exer	Smoke	Height	M.I
1	Female	18.5	18.0	Right	R on L	92	Left	Some	Never	173.00	Metric
2	Male	19.5	20.5	Left	R on L	104	Left	None	Regul	177.80	Imperial
3	Male	18.0	13.3	Right	L on R	87	Neither	None	Occas	NA	<NA>
4	Male	18.8	18.9	Right	R on L	NA	Neither	None	Never	160.00	Metric
5	Male	20.0	20.0	Right	Neither	35	Right	Some	Never	165.00	Metric
6	Female	18.0	17.7	Right	L on R	64	Right	Some	Never	172.72	Imperial

Age

1	18.250
2	17.583
3	16.917
4	20.333
5	23.667
6	21.000

```
nrow(survey)
```

```
[1] 237
```

```
tbl <- table(survey$Smoke, survey$Exer)  
tbl
```


	Freq	None	Some
Heavy	7	1	3
Never	87	18	84
Occas	12	3	4
Regul	9	1	7

```
# 1.yol
chisq.test(tbl)
```

Warning in chisq.test(tbl): Chi-squared approximation may be incorrect

Pearson's Chi-squared test

```
data: tbl
X-squared = 5.4885, df = 6, p-value = 0.4828
```

```
# 0.4828 p değeri .05 anlamlılık düzeyinden büyük olduğu için sigara
# içme alışkanlığının öğrencilerin egzersiz düzeyinden bağımsız olduğu
# sıfır hipotezini reddedemeyiz.
```

```
# 2.yol
summary(tbl)
```

Number of cases in table: 236

Number of factors: 2

Test for independence of all factors:

Chisq = 5.489, df = 6, p-value = 0.4828

Chi-squared approximation may be incorrect

Doğrusal Regresyon

Basit doğrusal regresyon, iki nicel değişken arasındaki doğrusal ilişkiyi değerlendirmeye izin veren istatistiksel bir yaklaşımdır. Daha doğrusu, ilişkinin nicelleştirilmesini ve öneminin değerlendirilmesini sağlar. Çoklu doğrusal regresyon, bu yaklaşımın bir yanıt değişkeni (nicel) ile birkaç açıklayıcı değişken (nicel veya nitel) arasındaki doğrusal ilişkileri değerlendirmeyi mümkün kılması anlamında, basit doğrusal regresyonun bir genellemesidir.

Gerçek dünyada, çoklu doğrusal regresyon, basit doğrusal regresyondan daha sık kullanılır. Bu çoğunlukla böyledir çünkü, Çoklu doğrusal regresyon, diğer değişkenlerin etkisini kontrol ederken (yani etkiyi ortadan kaldırırken) iki değişken arasındaki ilişkiyi değerlendirmeye izin verir. Veri toplamının da kolaylaşmasıyla, veriler analiz edilirken daha fazla değişken dahil edilebilir ve dikkate alınabilir.

Basit doğrusal regresyon, iki değişken arasında doğrusal bir ilişkinin varlığını değerlendirmeye ve bu bağlantıyı nicelleştirmeye izin verir. Doğrusallığın, iki değişkenin doğrusal olarak bağımlı olup olmadığını test etmesi ve ölçmesi anlamında doğrusal regresyonda güçlü bir varsayım olduğuna dikkat etmek gerekmektedir.

Doğrusal regresyonu güçlü bir istatistiksel araç yapan şey, açıklayıcı/bağımsız değişken bir birim arttığında yanıtın/bağımlı değişkenin hangi nicelikle değiştiğini ölçmeye izin vermesidir. Bu kavram doğrusal regresyonda anahtardır ve aşağıda verilen türde soruları yanıtlamaya yardımcı olur:

- Reklama harcanan miktar ile belirli bir dönemdeki satışlar arasında bir bağlantı var mı?
- Tütün vergilerindeki artış tüketimini azaltır mı?
- Bölgeye bağlı olarak bir konutun en olası fiyatı nedir?
- Bir kişinin bir uyarana tepki verme süresi cinsiyete bağlı mıdır?

Basit doğrusal regresyon analizinde, bağımlı değişken y ile bağımsız değişken x arasındaki ilişki doğrusal bir denklem şeklinde verilir.

$$y = \beta_0 + \beta_1 x$$

Burada, β_0 sayısına kesme noktası denir ve regresyon doğrusu ile y ekseninin ($x=0$) kesişme noktasını tanımlar. β_1 sayısına regresyon katsayısı denir. Regresyon doğrusu eğiminin bir

ölçüsüdür. Böylece β_1 , x değeri 1 birim arttığında y değerinin ne kadar değiştiğini gösterir. Model, x ve y arasında kesin bir ilişki verdiği için deterministik bir model olarak kabul edilir.

Ancak birçok durumda, iki değişken x ve y arasındaki ilişki kesin değildir. Bunun nedeni, bağımlı değişken y'nin, tahmin değişkeni x tarafından tam olarak yakalanmayan diğer bilinmeyen ve/veya rastgele süreçlerden etkilenmesidir. Böyle bir durumda veri noktaları düz bir çizgi üzerinde sıralanmaz. Bununla birlikte, veriler hala temeldeki doğrusal bir ilişkiyi takip edebilir. Bu bilinmeyenleri dikkate almak için lineer model denklemine ε ile gösterilen rastgele bir hata terimi eklenir, böylece yukarıdaki deterministik modelin aksine olasılıklı bir model elde edilir.

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon$$

Burada hata terimi ε_i 'nin bağımsız normal dağılımlı değerlerden oluştuğu varsayılır, $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$.

Doğrusal regresyon modeli hakkında aşağıdaki varsayımlar yapılır:

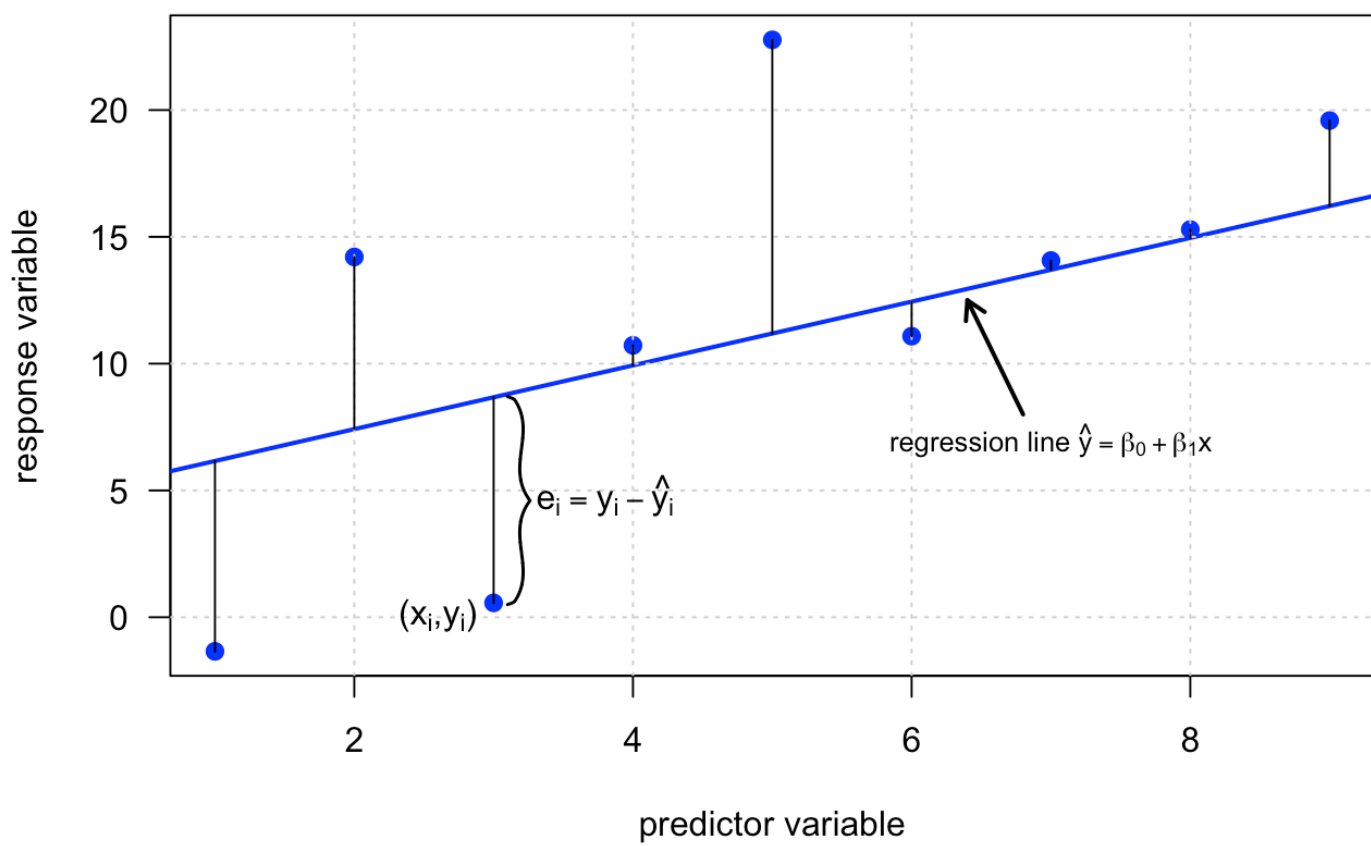
- Bağımlı değişken tesadüfi bir değişkendir ve normal dağılım göstermektedir.
- Tahmin hataları tesadüfidir ve normal dağılım gösterirler.
- Hatalar birbirinden bağımsızdır (otokorelasyon yoktur).
- Hata varyansı sabittir ve veriler arasında hiç değişmediği varsayılır (eşit varyanslılık-homoscedasticity).
- Eğer çoklu regresyon analizi yapılıyorsa, bağımsız değişkenlerin birbirleri ile bağlantısının olmaması gereklidir. Buna çoklu bağlantı (multicollinearity) olmaması varsayımı adı verilir.
- Bağımlı değişken ile bağımsız değişkenler arasında doğrusal bir ilişki olmalıdır.
- Gözlem sayısı parametre sayısından büyük olmalıdır.

```
library(gapminder)
library(dplyr)
```

Attaching package: 'dplyr'

The following objects are masked from 'package:stats':

filter, lag



The following objects are masked from 'package:base':

intersect, setdiff, setequal, union

```
library(ggplot2)
```

```
# gapminder veri setine bakalım
```

```
glimpse(gapminder)
```

Rows: 1,704

Columns: 6

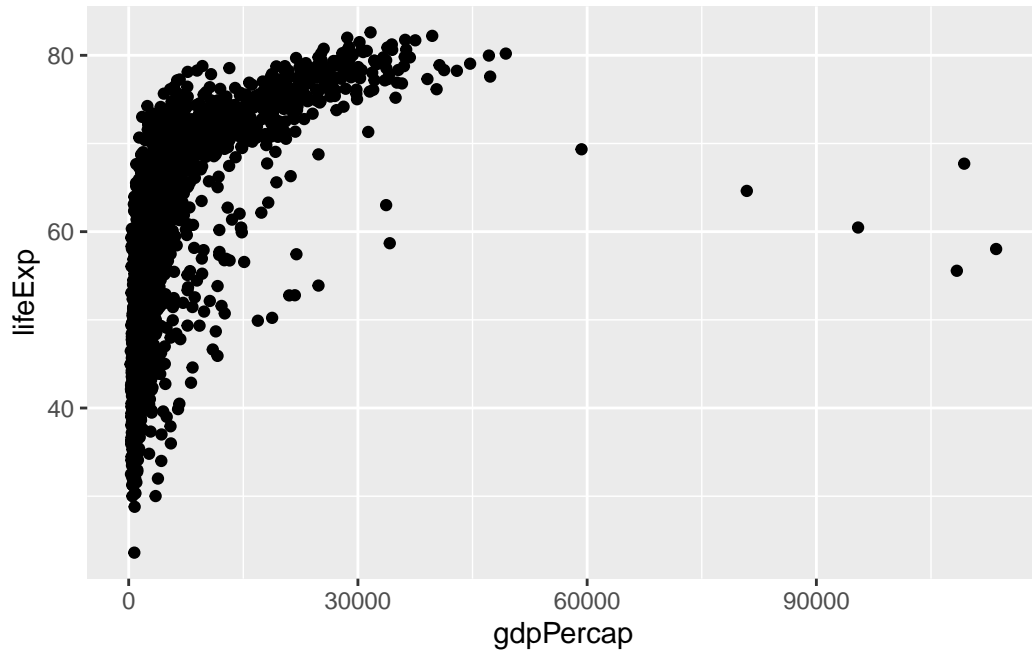
```
$ country <fct> "Afghanistan", "Afghanistan", "Afghanistan", "Afghanistan", ~
$ continent <fct> Asia, Asia, Asia, Asia, Asia, Asia, Asia, Asia, Asia, Asia, ~
$ year <int> 1952, 1957, 1962, 1967, 1972, 1977, 1982, 1987, 1992, 1997, ~
$ lifeExp <dbl> 28.801, 30.332, 31.997, 34.020, 36.088, 38.438, 39.854, 40.8~
$ pop <int> 8425333, 9240934, 10267083, 11537966, 13079460, 14880372, 12~
$ gdpPercap <dbl> 779.4453, 820.8530, 853.1007, 836.1971, 739.9811, 786.1134, ~
```

```
summary(gapminder)
```

	country	continent	year	lifeExp
Afghanistan:	12	Africa :624	Min. :1952	Min. :23.60
Albania :	12	Americas:300	1st Qu.:1966	1st Qu.:48.20
Algeria :	12	Asia :396	Median :1980	Median :60.71
Angola :	12	Europe :360	Mean :1980	Mean :59.47
Argentina :	12	Oceania : 24	3rd Qu.:1993	3rd Qu.:70.85
Australia :	12		Max. :2007	Max. :82.60
(Other) :	1632			
	pop	gdpPercap		
Min. :	6.001e+04	Min. :	241.2	
1st Qu.:	2.794e+06	1st Qu.:	1202.1	
Median :	7.024e+06	Median :	3531.8	
Mean :	2.960e+07	Mean :	7215.3	
3rd Qu.:	1.959e+07	3rd Qu.:	9325.5	
Max. :	1.319e+09	Max. :	113523.1	

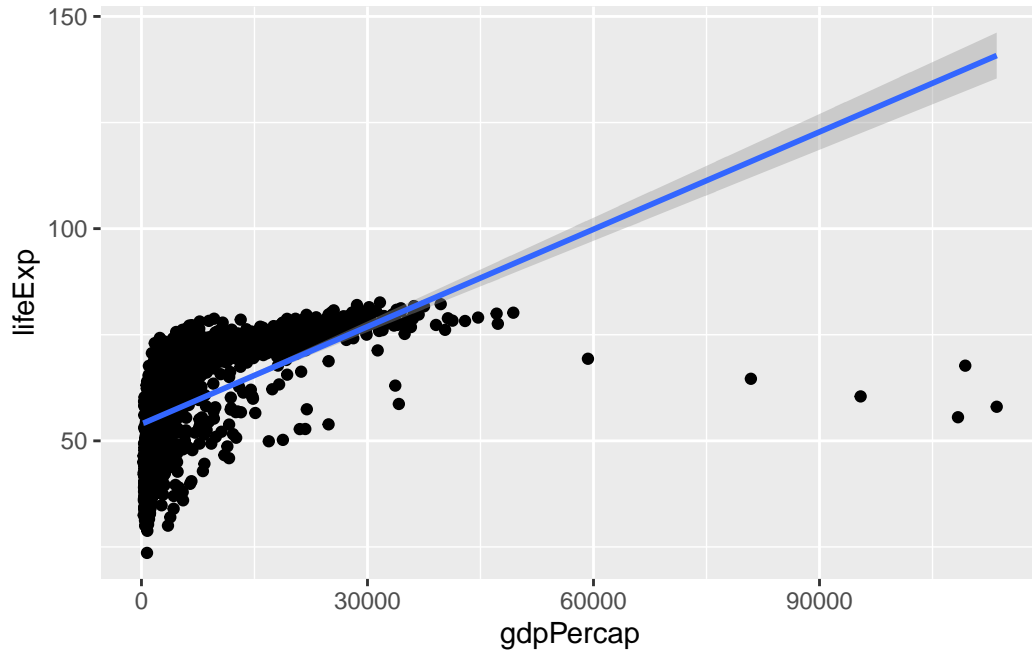
```
# kişi başına milli gelir ile yaşam beklentisi değişkenlerini görselleştirelim.
```

```
ggplot(gapminder, aes(gdpPercap, lifeExp)) +  
  geom_point()
```



```
ggplot(gapminder, aes(gdpPercap, lifeExp)) +  
  geom_point() +  
  geom_smooth(method = "lm", se=TRUE)
```

```
`geom_smooth()` using formula = 'y ~ x'
```



```
# regresyon modeli kuralım

model1 <- lm(lifeExp ~ gdpPercap, data = gapminder)
model1
```

Call:

```
lm(formula = lifeExp ~ gdpPercap, data = gapminder)
```

Coefficients:

(Intercept)	gdpPercap
5.396e+01	7.649e-04

i Yorum

Yani burada söyleyebileceğimiz şey, GSYİH'daki her 1 artış için, yaşam beklentisinde 0.0007649 yıllık bir artış görmeyi bekleyebiliriz. Modelimizi daha iyi anlayabilmek için model üzerinde **summary()** fonksiyonunu kullanabiliriz. Ayrıca artıkların normalliğini de bakmak da fayda var.

summary fonksiyonu ile modelimizin verilere ne kadar iyi uyduğu hakkında biraz daha bilgi alıyoruz. Genel modelimiz ve her değişken için p-değerlerini görebiliriz. R^2 değeri, veri kümenizdeki varyansın ne kadarının modeliniz tarafından açıklanabileceğini temel olarak, modelinizin verilere ne kadar iyi uyduğunu gösterir. Bu değer 0 ile 1 arasında değişir ve büyük olması beklenir. Genel olarak, modelinizde kaç değişken kullandığınızı telafi eden düzeltilmiş R^2 'yi kullanırız. Aksi halde başka bir değişken eklemek her zaman R^2 'yi artırır.

```
summary(model1)
```

Call:

```
lm(formula = lifeExp ~ gdpPercap, data = gapminder)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-82.754	-7.758	2.176	8.225	18.426

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	5.396e+01	3.150e-01	171.29	<2e-16 ***
gdpPercap	7.649e-04	2.579e-05	29.66	<2e-16 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 10.49 on 1702 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.3407, Adjusted R-squared: 0.3403

F-statistic: 879.6 on 1 and 1702 DF, p-value: < 2.2e-16

Modele gdp değişkenin logaritmasını alarak ve continent (kıta) ve year (yıl) değişkenlerini de ekleyerek çoklu regresyon analizi sonuçlarına bakalım.

```
model2 <- lm(lifeExp ~ log(gdpPercap) + continent + year, data = gapminder)
summary(model2)
```

Call:

```
lm(formula = lifeExp ~ log(gdpPercap) + continent + year, data = gapminder)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-25.0433	-3.2175	0.3482	3.6657	15.1321

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	-4.659e+02	1.667e+01	-27.94	<2e-16 ***
log(gdpPercap)	5.024e+00	1.595e-01	31.50	<2e-16 ***
continentAmericas	8.926e+00	4.630e-01	19.28	<2e-16 ***
continentAsia	7.063e+00	3.959e-01	17.84	<2e-16 ***
continentEurope	1.251e+01	5.097e-01	24.54	<2e-16 ***
continentOceania	1.275e+01	1.275e+00	10.00	<2e-16 ***
year	2.416e-01	8.586e-03	28.14	<2e-16 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 5.813 on 1697 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.7982, Adjusted R-squared: 0.7975

F-statistic: 1119 on 6 and 1697 DF, p-value: < 2.2e-16

Yorum

Bu sonuçlara göre R^2 değeri 0.79'a yükselmiştir. Değişken sayısını artırmak model başarısını artırmış görünüyor. Ayrıca katsayıların hepsinin de anlamlı çıktığı göz ardı edilmemelidir.

Afrika kıtası haricinde, veri kümemizdeki kıtaların her biri için bir satır var. Bunun sebebi Afrika kıtası referans kıta olarak burada belirlenmesinden kaynaklanmaktadır. Yani kıtalara göre verileri yorumlarken Afrika kıtasına göre değerlendirme yapılacaktır. Örneğin Avrupa'da olmak ortalama olarak, Afrika'da olmaktan 12.51 yıl daha fazla yaşam beklentisine sahip olmak anlamına gelmektedir.

Tavsiye

Model sonuçlarının daha güzel ve temiz (tidy) bir formatta görünmesi için **broom** paketi kullanılabilir.

```
library(broom)
```

```
# gözlem düzeyinde sonuçlar  
augment(model2)
```

```
# A tibble: 1,704 x 10
```

```
  lifeExp `log(gdpPercap)` continent  year .fitted .resid   .hat .sigma  
    <dbl>          <dbl> <fct>      <int>   <dbl> <dbl>   <dbl> <dbl>
```

1	28.8	6.66	Asia	1952	46.3	-17.5	0.00470	5.80
2	30.3	6.71	Asia	1957	47.8	-17.5	0.00425	5.80
3	32.0	6.75	Asia	1962	49.2	-17.2	0.00393	5.80
4	34.0	6.73	Asia	1967	50.3	-16.3	0.00380	5.80
5	36.1	6.61	Asia	1972	50.9	-14.8	0.00399	5.80
6	38.4	6.67	Asia	1977	52.4	-14.0	0.00393	5.81
7	39.9	6.89	Asia	1982	54.7	-14.9	0.00367	5.80
8	40.8	6.75	Asia	1987	55.2	-14.4	0.00422	5.80
9	41.7	6.48	Asia	1992	55.1	-13.4	0.00529	5.81
10	41.8	6.45	Asia	1997	56.2	-14.4	0.00588	5.80

i 1,694 more rows

i 2 more variables: .cooksd <dbl>, .std.resid <dbl>

```
#model düzeyinde sonuçlar
glance(model2)
```

A tibble: 1 x 12

	r.squared	adj.r.squared	sigma	statistic	p.value	df	logLik	AIC	BIC
	<dbl>	<dbl>	<dbl>	<dbl>	<dbl>	<dbl>	<dbl>	<dbl>	<dbl>
1	0.798	0.797	5.81	1119.	0	6	-5414.	10843.	10887.

i 3 more variables: deviance <dbl>, df.residual <int>, nobs <int>