1 Doğrusal modelleme, Doğrusal regresyon

Kütüphanler

Bu kısım kapsamında kullanılacak veri setlerinin ve fonksiyonlar için iki farklı kütüphane gereklidir:

- MASS (R içerisinde gelmektedir)
- ISLR2 (Bu kütüphanenin yüklenmesi gerekidir)

Eğer daha önce ISLR2 paketini yüklemediyseniz, öncelikle aşağıdaki gibi bu paketi yüklemelisiniz:

```
install.packages("ISLR2")
```

Daha sonra bu paketleri çalışma ortamımıza yükleyelim:

```
library("MASS")
```

```
## Warning: package 'MASS' was built under R version 3.6.2
```

```
library("ISLR2")
```

```
## Warning: package 'ISLR2' was built under R version 3.6.2
```

```
##
## Attaching package: 'ISLR2'
```

```
## The following object is masked from 'package:MASS':
##
##     Boston
```

1.1 Basit doğrusal regresyon

Bu uygulama kapsamında, ISLR2 paketi içerisindeki Boston veri setini kullancağız. Öncelikle veri setinin ilk beş satırını inceleyelim:

```
head(Boston)
```

```
##      crim zn indus chas   nox    rm  age    dis rad tax ptratio lstat medv
## 1 0.00632 18  2.31    0 0.538 6.575 65.2 4.0900   1 296    15.3  4.98 24.0
## 2 0.02731  0  7.07    0 0.469 6.421 78.9 4.9671   2 242    17.8  9.14 21.6
## 3 0.02729  0  7.07    0 0.469 7.185 61.1 4.9671   2 242    17.8  4.03 34.7
## 4 0.03237  0  2.18    0 0.458 6.998 45.8 6.0622   3 222    18.7  2.94 33.4
## 5 0.06905  0  2.18    0 0.458 7.147 54.2 6.0622   3 222    18.7  5.33 36.2
## 6 0.02985  0  2.18    0 0.458 6.430 58.7 6.0622   3 222    18.7  5.21 28.7
```

Bu veriseti Boston'un 506 farklı bölgesindeki evlerin fiyatlarını göstermektedir. Şimdi kullanacağımız sütun isimlerine bakalım:

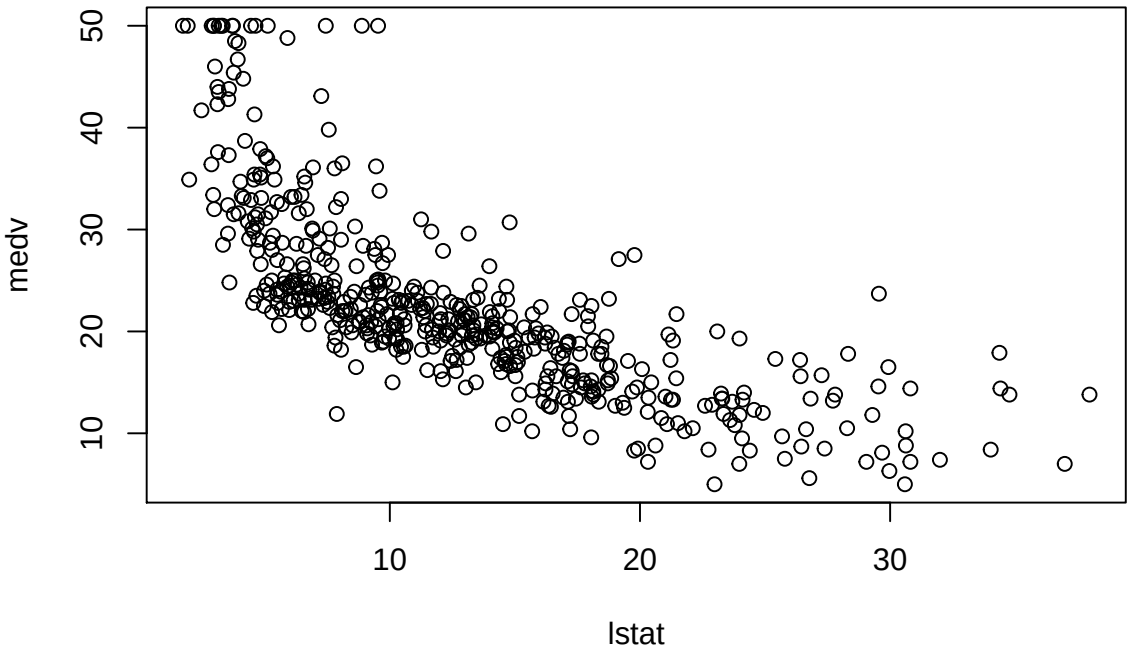
- `medv`: ortanca ev fiyatı, her bölgedeki ortanca ev fiyatını belirtmektedir
- `lstat`: her bölgede bulunan sosyoekonomik açıdan düşük gelir seviyesine sahip ev sayısı

Bu veri seti hakkında daha fazla bilgi almak için bu bağlantıya tıklayınız.

Bu çalışma kapsamında, `medv` ve `lstat` değişkenleri arasındaki ilişkiyi, doğrusal regresyon ile modellemeye çalışacağız. Acaba bir mahallenin sosyoekonomik statüsü, mahalledeki evlerin fiyatını etkiliyor mu?

Öncelikle bu iki değişken arasındaki ilişkiyi görselleştirelim. Bunun için basitçe bir grafik kullanabiliriz (Şekil 1):

```
plot(medv~lstat, data=Boston)
```



Şekil 1: Boston veri setinde bulunan `medv` ve `lstat` değişkenleri arasındaki ilişki

R üzerinde herşeyin birden çok çözüm yolu bulunmaktadır. Mesela bu grafiği oluşturmak için üç farklı yol kullanabiliriz:

```
plot(medv~lstat, data=Boston)
plot(Boston$medv~Boston$lstat)

attach(Boston)
plot(medv~lstat)
```

Burada kullandığımız `attach` foknsiyonu, bahsi geçen veri setinde bulunan sütunları doğrudan kullanmamızı sağlar. Dolayısıyla, veri setini bir kere `attach` foksiyonu ile bağladık mı, sütun isimlerini doğrudan kullabiliriz.
Ancak, kodlarımızın daha açık ve okunabilir olması açısından ben aşağıdaki tarzı tercih edeceğim:

```
plot(medv~lstat, data=Boston)
```

Sizce bu şekil ne anlatıyor? Sosyoekonomik seviye düşüşü, ev fiyatlarını sizce nasıl etkiliyor olabilir? Bu noktada bir durup düşünün.

Peki, bu iki değişken arasındaki ilişkiyi doğrusal regresyon ile nasıl modelleyebilriz?

```
lm.fit <- lm(medv ~ lstat, data = Boston)
```

Modelin sahip olduğu bilgileri almak için `summary` fonksiyonunu kullanabiliriz. Bu sayede p-değerlerini inceleyebiliriz:

```
summary(lm.fit)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = medv ~ lstat, data = Boston)
##
## Residuals:
##     Min      1Q  Median      3Q     Max
## -15.168  -3.990  -1.318   2.034  24.500
##
```

```
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 34.55384    0.56263   61.41   <2e-16 ***
## lstat       -0.95005    0.03873  -24.53   <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 6.216 on 504 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.5441, Adjusted R-squared:  0.5432
## F-statistic: 601.6 on 1 and 504 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Modeldeki isimleri elde etmek için

```
names(lm.fit)
```

```
##  [1] "coefficients"  "residuals"     "effects"       "rank"
##  [5] "fitted.values" "assign"        "qr"            "df.residual"
##  [9] "xlevels"       "call"          "terms"         "model"
```

Modeldeki katsayıları elde etmek için `coef` fonksiyonunu kullabiliriz:

```
coef(lm.fit)
```

```
## (Intercept)       lstat
##  34.5538409  -0.9500494
```

Güven aralıklarını elde etmek için ise `confint` fonkisyonunu kullanabiliriz:

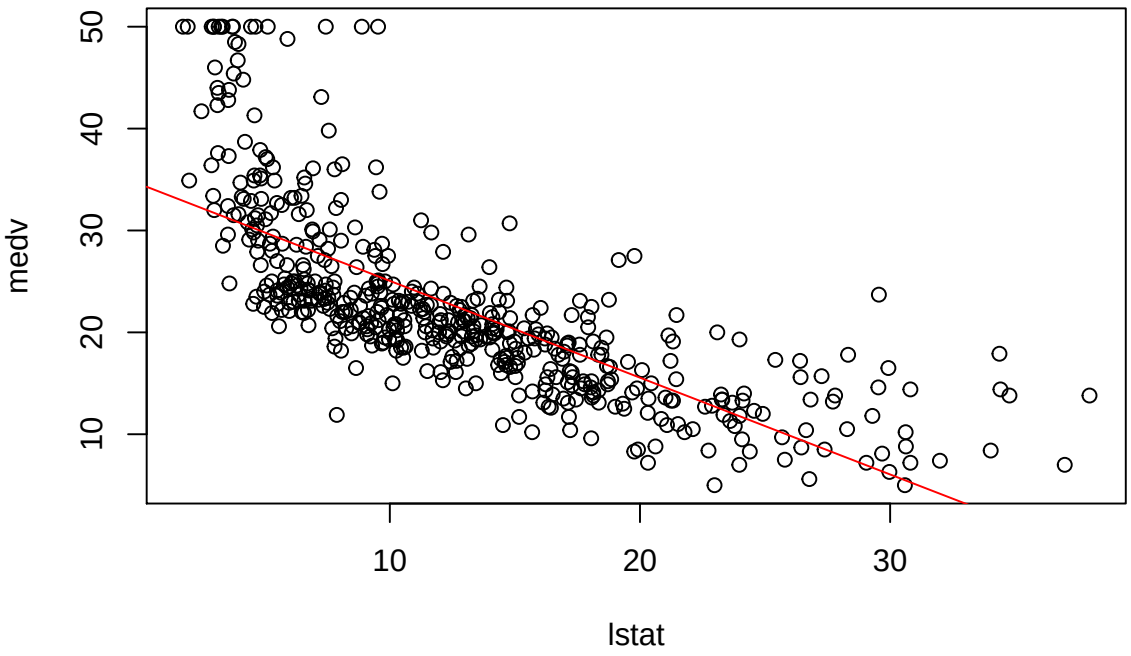
```
confint(lm.fit)
```

```
##                 2.5 %     97.5 %
## (Intercept) 33.448457 35.6592247
## lstat       -1.026148 -0.8739505
```

Güven aralıkları kısmı tekrar yazılacaktır!

Eğer Şekil 1'i dikkatle incelerseniz, iki değişken arasında doğrusal olmayan bir ilişki görebilme imkanınız var. Bunu daha iyi olarak, doğrusal modeli çizerek gösterebiliriz (Şekil 2).

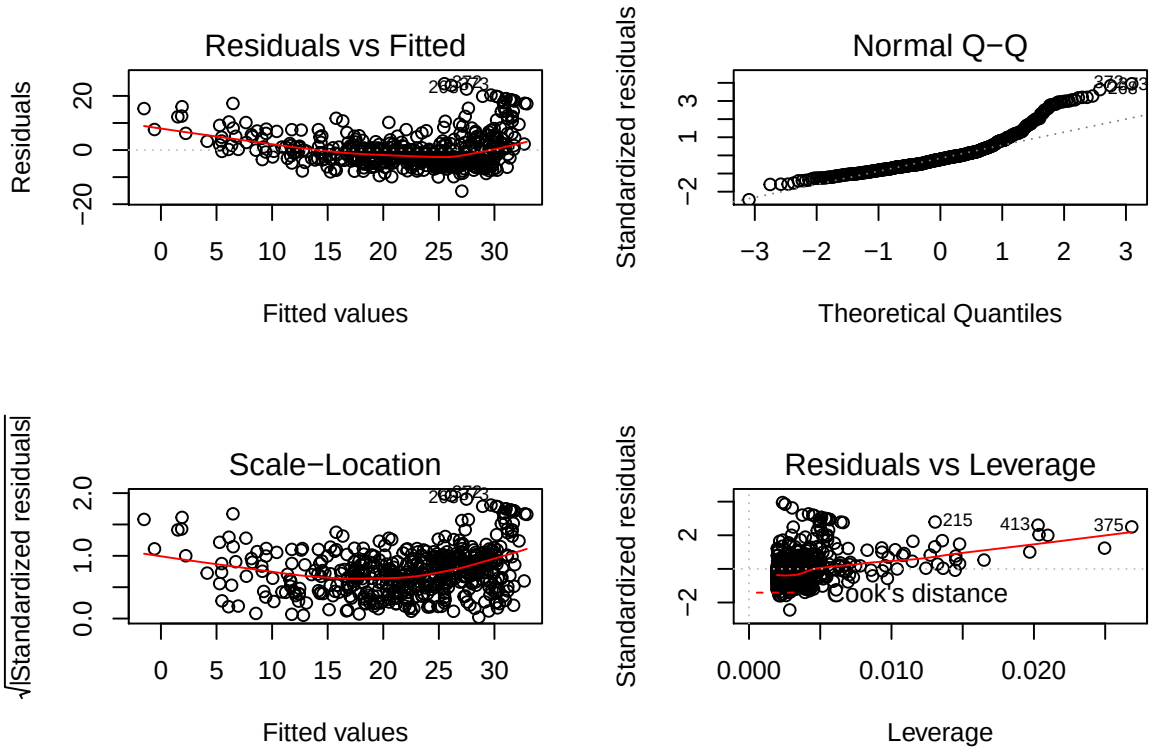
```
plot(medv~lstat, data=Boston)
abline(lm.fit, col = "red")
```



Şekil 2: Boston veri setinden oluştruğdumuz doğrusal modelin grafik üzerinde gösterilmesi

Son olarak, R bize farklı grafikler ile, oluşturduğumuz model hakkında daha fazla bilgi vermektedir (Şekil **??**). Burada dikkat etmemiz gereken grafik, sol üstteki *Residuals cs Fitted* grafiği. Derste, artıklardan bahsetmiştik. Bu artık değerlerinin homojen bir şekilde doğrusal modelin etrafında dağılması ideal olacaktır. Aslında x eksenindeki girdi ile, artıklar arasında hiç bir ilişkinin olmaması gerekir.

```
opar <- par(no.readonly = TRUE)  # copy of current settings
par(mfrow = c(2, 2))             # 2 * 2
plot(lm.fit)
```



Ancak grafiğe baktığımızda, artıklar ile x arasında az da olsa bir ilişki var.

1.2 ggplot ile denemeler

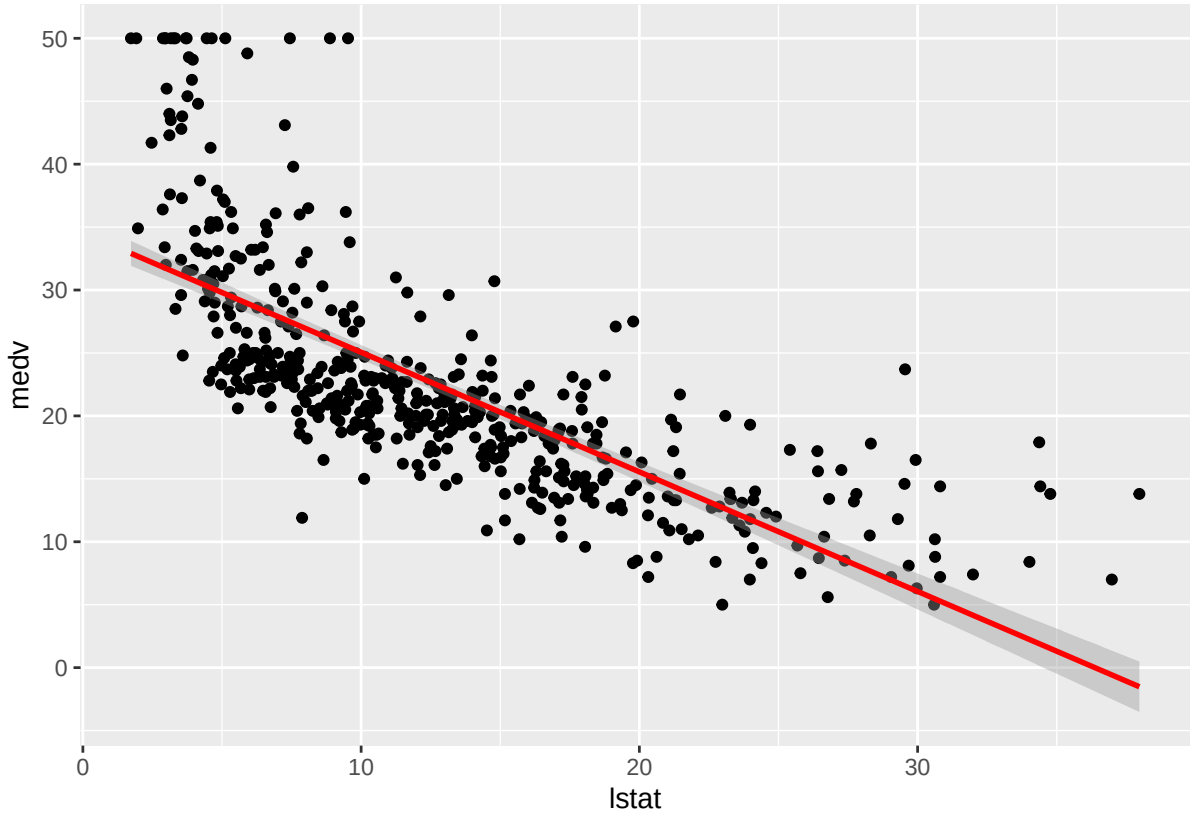
Eğer buraya kadar geldiyseniz, ggplot2'yi mutlaka denemelisiniz. Şimdi aynı grafikleri ggplot2 ile tekrarlayalım:

```
library(ggplot2)
```

```
## Warning: package 'ggplot2' was built under R version 3.6.2
```

```
ggplot(data = Boston, aes(x = lstat, y = medv)) +
  geom_point() +
  geom_smooth(method = "lm", color = "red")
```

```
## `geom_smooth()` using formula 'y ~ x'
```


medv
lstat
50
40
30
20
10
0
0
10
20
30