

# Dzień 1 - Model liniowy

## Spis treści

|                                     |           |
|-------------------------------------|-----------|
| <b>Model liniowy</b>                | <b>1</b>  |
| Współczynniki w modelu . . . . .    | 2         |
| Błąd standardowy regresji . . . . . | 4         |
| “Dobroć” dopasowania . . . . .      | 6         |
| F-test . . . . .                    | 7         |
| t-test . . . . .                    | 9         |
| <b>Inne zapisy</b>                  | <b>11</b> |
| <b>Założenia modelu</b>             | <b>12</b> |
| <b>Na koniec</b>                    | <b>12</b> |

## Model liniowy

Wersja pdf

Rozważamy wpływ zbioru  $k$  zmiennych  $X_1, \dots, X_k$  na zmienną  $Y$ . Należy wprowadzić do modelu jak największą liczbę zmiennych niezależnych oraz powinny się w nim znaleźć zmienne silnie skorelowane ze zmienną zależną i jednocześnie jak najslabiej skorelowane między sobą.

Liniowy model regresji wielowymiarowej:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 \cdot X_1 + \beta_2 \cdot X_2 + \dots + \beta_k \cdot X_k + \varepsilon.$$

$\beta_i$  - współczynniki regresji (parametry modelu) opisujące wpływ  $i$ -tej zmiennej.  $\varepsilon$  - składnik losowy.

Załadujmy pakiety i pewną ramkę danych:

```
library(tidyverse)
devtools::install_github("kassambara/datarium")
data("marketing", package = "datarium")
```

```
head(marketing)
```

```
##   youtube facebook newspaper sales
## 1  276.12    45.36     83.04 26.52
## 2   53.40    47.16     54.12 12.48
## 3   20.64    55.08     83.16 11.16
## 4  181.80    49.56     70.20 22.20
## 5  216.96    12.96     70.08 15.48
## 6   10.44    58.68     90.00  8.64
```

Ramka `marketing` opisuje wydatki na reklamę w poszczególnych mediach oraz zyski ze sprzedaży. Naszym celem zbadanie wpływu wydatków na wyniki sprzedaży.

Sprawdźmy co otrzymamy w R:

```
model <- lm(sales ~ youtube + facebook + newspaper, data = marketing)
final<-summary(model)
final
```

|               |                                 |  |
|---------------|---------------------------------|--|
| model         | list [12] (S3: lm)              | List of length 12  |
| coefficients  | double [4]                      | 3.52667 0.04576 0.18853 -0.00104                                       |
| residuals     | double [200]                    | 1.891 -2.325 -3.609 1.083 -0.346 -6.334 ...                            |
| effects       | double [200]                    | -237.970 69.087 -47.177 0.357 -0.861 -5.935 ...                        |
| rank          | integer [1]                     | 4  |
| fitted.values | double [200]                    | 24.6 14.8 14.8 21.1 15.8 15.0 ...                                      |
| assign        | integer [4]                     | 0 1 2 3  |
| qr            | list [5] (S3: qr)               | List of length 5   |
| df.residual   | integer [1]                     | 196  |
| xlevels       | list [0]                        | List of length 0   |
| call          | language                        | lm(formula = sales ~ youtube + facebook + newspaper, data = marketing) |
| terms         | formula                         | sales ~ youtube + facebook + newspaper                                 |
| model         | list [200 x 4] (S3: data.frame) | A data.frame with 200 rows and 4 columns                               |

Rysunek 1:

```
##
## Call:
## lm(formula = sales ~ youtube + facebook + newspaper, data = marketing)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -10.5932  -1.0690   0.2902   1.4272   3.3951
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  3.526667   0.374290   9.422  <2e-16 ***
## youtube      0.045765   0.001395  32.809  <2e-16 ***
## facebook     0.188530   0.008611  21.893  <2e-16 ***
## newspaper   -0.001037   0.005871  -0.177    0.86
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 2.023 on 196 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.8972, Adjusted R-squared:  0.8956
## F-statistic: 570.3 on 3 and 196 DF, p-value: < 2.2e-16
```

Widok w RStudio:

Strona w dokumentacji o funkcji `lm` - [link](#).

Sprawdźmy typ:

```
class(model)
```

```
## [1] "lm"
```

```
class(final)
```

```
## [1] "summary.lm"
```

## Współczynniki w modelu

Zapiszmy nasz model w postaci:

$$y = X\beta + \varepsilon,$$

| Name          | Type                       | Value   |
|---------------|----------------------------|---|
| final         | list [11] (S3: summary.lm) | List of length 11   |
| call          | language                   | lm(formula = sales ~ youtube + facebook + newspaper, data = marketi...      |
| terms         | formula                    | sales ~ youtube + facebook + newspaper                                      |
| residuals     | double [200]               | 1.891 -2.325 -3.609 1.083 -0.346 -6.334 ...                                 |
| coefficients  | double [4 x 4]             | 3.53e+00 4.58e-02 1.89e-01 -1.04e-03 3.74e-01 1.39e-03 8.61e-03 5.87e-0...  |
| aliased       | logical                    | FALSE FALSE FALSE FALSE   |
| sigma         | double [1]                 | 2.022612  |
| df            | integer [3]                | 4 196 4   |
| r.squared     | double [1]                 | 0.8972106   |
| adj.r.squared | double [1]                 | 0.8956373   |
| fstatistic    | double [3]                 | 570 3 196   |
| cov.unscaled  | double [4 x 4]             | 3.42e-02 -7.79e-05 -3.27e-04 -1.73e-04 -7.79e-05 4.76e-07 -1.09e-07 -7.9... |

Rysunek 2:

gdzie:

$$y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}, \quad X = \begin{bmatrix} X_{10} & X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1p} \\ X_{20} & X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{n0} & X_{n1} & X_{n2} & \cdots & X_{np} \end{bmatrix}, \quad \beta = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_p \end{bmatrix}, \quad \varepsilon = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

Na mocy konwencji  $x_{i0} = 1$  dla wszystkich  $i = 1, \dots, n$ . Wtedy  $\beta_0$  jest wyrazem wolnym. Możemy też zapisać następująco:

$$y_i = \beta_0 + X_{i1}\beta_1 + X_{i2}\beta_2 + \dots + X_{ip}\beta_p + \varepsilon_i, \quad i = 1, \dots, n.$$

Zazwyczaj taki układ równań nie ma rozwiązania. Naszym zadaniem jest znalezienie możliwych wektorów  $\beta$ , które “dają najlepsze dopasowanie”. Innymi słowy, musimy “matematycznie” rozwiązać problem znalezienia

$$\hat{\beta} = \arg \min_{\beta} S(\beta),$$

$$S(\beta) = \sum_{i=1}^n \left| y_i - \sum_{j=0}^p X_{ij}\beta_j \right|^2 = \|y - X\beta\|^2.$$

Rozwiązaniem jest:

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T y.$$

Dowód: wiki lub dowolny “dobry” podręcznik do zaawansowanej analizy matematycznej lub/i statystyki.

Jak to policzyć dla ramki marketing?

```
x<-cbind(rep(1,200),as.matrix(marketing[,c(1,2,3)]))
y<-as.matrix(marketing[,c(4)])
betah = solve(t(x) %*% x) %*% (t(x) %*% y)
betah
```

```
##           [,1]
##          3.526667243
## youtube   0.045764645
## facebook  0.188530017
## newspaper -0.001037493
```

```

model$coefficients

## (Intercept)      youtube      facebook      newspaper
## 3.526667243 0.045764645 0.188530017 -0.001037493

summary(model)$coefficients[,1]

## (Intercept)      youtube      facebook      newspaper
## 3.526667243 0.045764645 0.188530017 -0.001037493

coef(model)

## (Intercept)      youtube      facebook      newspaper
## 3.526667243 0.045764645 0.188530017 -0.001037493

betah-model$coefficients

##              [,1]
##             -6.838974e-14
## youtube      2.428613e-16
## facebook    -3.885781e-16
## newspaper    5.861197e-16

```

## Błąd standardowy regresji

Dopasowane wartości (przewidywane wartości) - wartości otrzymane poprzez model:

$$\hat{y} = X\hat{\beta} = Py, \quad P = X(X^T X)^{-1} X^T.$$

Zróbmy to w R:

```

yh<-x %>% betah
p<-x %>% solve(t(x) %>% x) %>% t(x)
yh2<- p %>% y
yh3<-model$fitted.values
head(cbind(yh,yh2,yh3))

##              yh3
## 1 24.62877 24.62877 24.62877
## 2 14.80543 14.80543 14.80543
## 3 14.76920 14.76920 14.76920
## 4 21.11740 21.11740 21.11740
## 5 15.82641 15.82641 15.82641
## 6 14.97402 14.97402 14.97402

```

Zauważmy, że  $PX = X$  oraz  $PX - X = 0$ . Niech  $M = I_n - P$ . Wtedy  $MX = 0$ . Macierz  $M$  nazywamy macierzą anihilującą.

W R mamy:

```

head(p %>% x)

##      youtube facebook newspaper
## [1,] 1  276.12    45.36    83.04
## [2,] 1   53.40    47.16    54.12
## [3,] 1   20.64    55.08    83.16
## [4,] 1  181.80    49.56    70.20
## [5,] 1  216.96    12.96    70.08
## [6,] 1   10.44    58.68    90.00

```

```
head(x)
```

```
##           youtube facebook newspaper
## [1,] 1  276.12    45.36    83.04
## [2,] 1   53.40    47.16    54.12
## [3,] 1   20.64    55.08    83.16
## [4,] 1  181.80    49.56    70.20
## [5,] 1  216.96    12.96    70.08
## [6,] 1   10.44    58.68    90.00
```

```
m<-diag(200)-p
head(m %*% x)
```

```
##           youtube      facebook      newspaper
## [1,] -1.882175e-16 -1.170453e-13 -2.310565e-14 5.541834e-14
## [2,]  2.740863e-16  4.223288e-13 -4.801715e-15 4.510281e-15
## [3,] -1.526557e-15  2.353673e-13 -4.754530e-14 1.862399e-14
## [4,] -2.359224e-16  2.091660e-13 -1.249001e-15 4.567874e-14
## [5,]  1.023487e-16 -3.175238e-14 -2.490369e-14 7.316370e-14
## [6,] -1.242062e-15  3.108624e-13 -3.716472e-14 5.159762e-14
```

Teraz możemy obliczyć reszty (residua):

$$\hat{\varepsilon} = y - \hat{y} = y - X\hat{\beta} = My = M(X\beta + \varepsilon) = (MX)\beta + M\varepsilon = M\varepsilon.$$

W R wygląda to następująco:

```
eh<-y-yh
head(eh)
```

```
##           [,1]
## [1,]  1.8912307
## [2,] -2.3254258
## [3,] -3.6092049
## [4,]  1.0826046
## [5,] -0.3464062
## [6,] -6.3340172
```

```
quantile(eh)
```

```
##           0%          25%          50%          75%          100%
## -10.5932245  -1.0689763   0.2901621   1.4271824   3.3950671
```

```
quantile(model$residuals)
```

```
##           0%          25%          50%          75%          100%
## -10.5932245  -1.0689763   0.2901621   1.4271824   3.3950671
```

```
quantile(summary(model)$residuals)
```

```
##           0%          25%          50%          75%          100%
## -10.5932245  -1.0689763   0.2901621   1.4271824   3.3950671
```

Dzięki resztom możemy estymować wariancję:

$$s^2 = \frac{\hat{\varepsilon}^T \hat{\varepsilon}}{n-p} = \frac{(My)^T My}{n-p} = \frac{y^T M^T My}{n-p} = \frac{y^T My}{n-p} = \frac{S(\hat{\beta})}{n-p}, \quad \hat{\sigma}^2 = \frac{n-p}{n} s^2$$

U nas  $n = 200$  i  $p = 4$  (liczba zmiennych plus 1 zgodnie z konwencją). Liczba  $n - p$  odpowiada “w ujęciu statystycznym” liczbie stopni swobody.

W R mamy:

```
s2<- t(eh) %*% eh /196
s2<-as.numeric(s2)
sqrt(s2)
```

```
## [1] 2.022612
```

```
sigmah2<-196/200*s2
sqrt(sigmah2)
```

```
## [1] 2.002284
```

$s^2$  jest nieobciążonym estymatorem wariancji przy użyciu metody najmniejszych kwadratów.  $\hat{\sigma}^2$  jest obciążonym estymatorem wariancji przy użyciu metody najmniejszej wiarygodności. Częściej jest używane  $s^2$ .

```
summary(model)$sigma
```

```
## [1] 2.022612
```

$s^2$  nazywa się odchyleniem standardowym składnika resztowego, błędem standardowym regresji, odchyleniem standardowym regresji...

## “Dobroć” dopasowania

Współczynnik determinacji:

$$R^2 = \frac{\sum(\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum(y_i - \bar{y})^2} = \frac{y^T P^T L P y}{y^T L y} = 1 - \frac{y^T M y}{y^T L y} = 1 - \frac{SSR}{SST} = \frac{SSM}{SST},$$

gdzie  $L = I_n - \mathbf{1}\mathbf{1}^T/n$ , a  $\mathbf{1}$  to macierz wymiaru  $n \times 1$  składająca się z samych jedynek.  $SST$  - całkowita (totalna) suma kwadratów,  $SSR$  - suma kwadratów reszt (błędów),  $SSM$  - skorygowana suma kwadratów dla modelu.

W R mamy:

```
ym=mean(y)
ssm<-sum((yh-ym)^2)
sst<-sum((y-ym)^2)
r2<-ssm/sst
r2
```

```
## [1] 0.8972106
```

```
one<-matrix( rep( 1, len=200), nrow = 200)
l<-diag(200)- one %*% t(one) /200
t(y) %*% t(p) %*% l %*% p %*% y / (t(y) %*% l %*% y)
```

```
## [1,]
```

```
## [1,] 0.8972106
```

```
1- t(y) %*% m %*% y / (t(y) %*% l %*% y)
```

```
## [1,]
```

```
## [1,] 0.8972106
```

```
summary(model)$r.squared
```

```
## [1] 0.8972106
```

Skorygowany współczynnik determinacji:

$$\bar{R}^2 = 1 - (1 - R^2) \frac{n-1}{n-p}$$

W R mamy:

```
ro2<-1-((1-r2)*(199/196))
ro2
```

```
## [1] 0.8956373
```

```
summary(model)$adj.r.squared
```

```
## [1] 0.8956373
```

## F-test

Powtórzmy i wprowadźmy nowe oznaczenia:

- $n$  - liczba obserwacji
- $p$  - liczba parametrów regresji (w modelu liniowym to liczba zmiennych objaśniających+1 zgodnie z konwencją)
- $SSM$  - skorygowana suma kwadratów modelu

$$SSM = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2$$

```
ssm<-sum((yh-ym)^2)
ssm
```

```
## [1] 6998.866
```

- $SSR$  ( $SSE$ ) - suma kwadratów reszt, błędów

$$SSR = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

```
ssr<-sum((y-yh)^2)
ssr
```

```
## [1] 801.8284
```

- $SST$  - skorygowana totalna (całkowita) suma kwadratów

$$SST = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2$$

```
sst<-sum((y-ym)^2)
sst
```

```
## [1] 7800.694
```

Zachodzi równość:

$$SSM + SSR = SST$$

```
ssm+ssr
```

```
## [1] 7800.694
```

- $DFM$  - skorygowane stopnie swobody modelu (u nas w modelu liniowym liczba zmiennych objaśniających),  $DFM = p - 1$
- $DFE$  - stopnie swobody błędu,  $DFE = n - p$
- $DFT$  - skorygowane totalne (całkowite) stopnie swobody,  $DFT = n - 1$

Zachodzi:

$$DFM + DFE = DFT.$$

\*  $MSM$  - średnia kwadratów modelu,  $MSM = SSM/DFM$

```
msm<-ssm/3
msm
```

```
## [1] 2332.955
```

- $MSE$  - średnia kwadratów błędów,  $MSE = SSR/DFE$

```
mse<-ssr/196
mse
```

```
## [1] 4.090961
```

- $MST$  - totalna (całkowita) średnia kwadratów,  $MST = SST/DFT$

```
mst<-sst/199
mst
```

```
## [1] 39.19947
```

**F-test dla regresji wielowymiarowej**

$$H_0 : \quad \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_{p-1} = 0$$

$$H_1 : \quad \beta_j \neq 0 \text{ dla co najmniej jednego } j.$$

Wyliczamy statystykę:

$$F = \frac{MSM}{MSE} = \frac{\text{"wyjaśniona wariancja"}}{\text{"niewyjaśniona wariancja"}}$$

```
f<-msm/mse
f
```

```
## [1] 570.2707
```

```
summary(model)$fstatistic
```

```
##      value      numdf      dendif
## 570.2707    3.0000 196.0000
```

Statystyka ta podlega rozkładowi F-Snedecora z  $p - 1$  i  $n - p$  stopniami swobody. Ustalamy  $\alpha = 0,05$ .

```
qf(0.95, 3, 196)
```

```
## [1] 2.650677
```

Jeśli wartość statystyki jest większa kwantylowi, odrzucamy hipotezę zerową. W przeciwnym wypadku przyjmujemy hipotezę zerową.

W naszym wypadku odrzucamy hipotezę zerową. Innymi słowy, odrzucamy hipotezę że wydatki na reklamy na poszczególne media nie mają wpływu na sprzedaż.

Obliczmy wartość  $p$ :



```
p<-1-pf(f, 3,196)
p
```

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

```
fstat<-summary(model)$fstatistic
1-pf(fstat[1], fstat[2],fstat[3])
```

```
## value
##      0
```

W naszym wypadku jest to “bliskie” zeru“, więc możemy przyjąć, że się zgadza.

Jeśli  $p \leq \alpha$  odrzucamy  $H_0$  przyjmując  $H_1$ . W przeciwnym wypadku nie ma podstaw by odrzucić  $H_0$ .

### t-test

Przypomnijmy, że

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T y.$$

Wariancja wektora współczynników:

$$(VAR)(\hat{\beta}) = \sigma^2 (X^T X)^{-1}.$$

Zamieniając na esytmator nieobciążony:

$$(\widehat{VAR})(\hat{\beta}) = s^2 (X^T X)^{-1}$$

By otrzymać odchylenie standardowe poszczególnych współczynników, wybieramy elementy na głównej przekątnej ostatniej macierzy i potem je pierwiastkujemy.

```
v<-s2 * solve(t(x) %*% x)
v
```

```
##               youtube      facebook      newspaper
##      0.1400929170 -3.188728e-04 -1.338587e-03 -7.092255e-04
## youtube -0.0003188728  1.945737e-06 -4.470395e-07 -3.265950e-07
## facebook -0.0013385874 -4.470395e-07  7.415335e-05 -1.780062e-05
## newspaper -0.0007092255 -3.265950e-07 -1.780062e-05  3.446875e-05
```

```
vcov(model)
```

```
##      (Intercept)      youtube      facebook      newspaper
## (Intercept)  0.1400929170 -3.188728e-04 -1.338587e-03 -7.092255e-04
## youtube     -0.0003188728  1.945737e-06 -4.470395e-07 -3.265950e-07
## facebook    -0.0013385874 -4.470395e-07  7.415335e-05 -1.780062e-05
## newspaper   -0.0007092255 -3.265950e-07 -1.780062e-05  3.446875e-05
```

```
varbeta<-sqrt(diag(v))
sqrt(diag(vcov(model)))
```

```
## (Intercept)      youtube      facebook      newspaper
## 0.374289884 0.001394897 0.008611234 0.005871010
```

```
summary(model)$coefficients[,2]
```

```
## (Intercept)      youtube      facebook      newspaper
## 0.374289884 0.001394897 0.008611234 0.005871010
```

Statystykę  $t$  określamy następująco:

$$t = \frac{\hat{\beta}}{(\widehat{VAR})(\hat{\beta})}$$

```
tstat<-betah/varbeta
tstat
```

```
##           [,1]
##      9.4222884
## youtube 32.8086244
## facebook 21.8934961
## newspaper -0.1767146
```

```
summary(model)$coefficients[,3]
```

```
## (Intercept)      youtube      facebook      newspaper
##   9.4222884  32.8086244  21.8934961  -0.1767146
```

Na koniec liczymy odpowiednie prawdopodobieństwo (liczba stopni swobody to  $n - p$ :

```
2 * pt(abs(tstat), 196, lower.tail = FALSE)
```

```
##           [,1]
##      1.267295e-17
## youtube  1.509960e-81
## facebook 1.505339e-54
## newspaper 8.599151e-01
```

```
summary(model)$coefficients[,4]
```

```
## (Intercept)      youtube      facebook      newspaper
## 1.267295e-17 1.509960e-81 1.505339e-54 8.599151e-01
```

Test  $t$  pozwala zweryfikować istotność oszacowania parametru dla każdej ze zmiennej objaśniającej.

$$H_0 : \beta_i = 0$$

$$H_1 : \beta_i \neq 0$$

Jeśli prawdopodobieństwo jest większe niż poziom ufności (domyślnie  $\alpha = 0,05$ ) to odrzucamy  $H_0$  na rzecz  $H_1$ . W przeciwnym wypadku nie mamy podstaw do odrzucenia  $H_0$ .

W rozważanym przykładzie jedynie w przypadku zmiennej **newspaper** odrzucamy  $H_0$ . Nie jest zatem znacząca w modelu regresji wielokrotnej. Oznacza to, że w przypadku ustalonej kwoty budżetu reklamowego **youtube** i **facebook** zmiany w budżecie reklamowym **newspaper** nie wpłyną znacząco na wyniki sprzedaży. Możemy zatem zmienną **newspaper** usunąć z modelu:

```
model2 <- lm(sales ~ youtube + facebook, data = marketing)
summary(model2)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = sales ~ youtube + facebook, data = marketing)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -10.5572  -1.0502   0.2906   1.4049   3.3994
##
## Coefficients:
```

```
##               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   3.50532    0.35339   9.919  <2e-16 ***
## youtube       0.04575    0.00139  32.909  <2e-16 ***
## facebook      0.18799    0.00804  23.382  <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 2.018 on 197 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.8972, Adjusted R-squared:  0.8962
## F-statistic: 859.6 on 2 and 197 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

## Inne zapisy

W R możemy wywołać modele nieco inną składnią:

```
model3 <- lm(sales ~., data = marketing)
summary(model3)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = sales ~ ., data = marketing)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -10.5932  -1.0690   0.2902   1.4272   3.3951
##
## Coefficients:
##               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   3.526667   0.374290   9.422  <2e-16 ***
## youtube       0.045765   0.001395  32.809  <2e-16 ***
## facebook      0.188530   0.008611  21.893  <2e-16 ***
## newspaper     -0.001037   0.005871  -0.177    0.86
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 2.023 on 196 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.8972, Adjusted R-squared:  0.8956
## F-statistic: 570.3 on 3 and 196 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

```
model4 <- lm(sales ~. -newspaper, data = marketing)
summary(model4)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = sales ~ . - newspaper, data = marketing)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -10.5572  -1.0502   0.2906   1.4049   3.3994
##
## Coefficients:
##               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   3.50532    0.35339   9.919  <2e-16 ***
## youtube       0.04575    0.00139  32.909  <2e-16 ***
## facebook      0.18799    0.00804  23.382  <2e-16 ***
```

```
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 2.018 on 197 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.8972, Adjusted R-squared:  0.8962
## F-statistic: 859.6 on 2 and 197 DF,  p-value: < 2.2e-16

model5 <- lm(marketing$sales~ marketing$youtube + marketing$facebook)
summary(model5)

##
## Call:
## lm(formula = marketing$sales ~ marketing$youtube + marketing$facebook)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -10.5572  -1.0502   0.2906   1.4049   3.3994
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)      3.50532    0.35339   9.919  <2e-16 ***
## marketing$youtube  0.04575    0.00139  32.909  <2e-16 ***
## marketing$facebook 0.18799    0.00804  23.382  <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 2.018 on 197 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.8972, Adjusted R-squared:  0.8962
## F-statistic: 859.6 on 2 and 197 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

## Założenia modelu

- **Istnienie:** Dla każdej kombinacji wartości zmiennych objaśniających  $X_1, X_2, \dots, X_k$ , zmienna objaśniana  $Y$  jest (jednoznacznie) zmienną losową z określonym rozkładem prawdopodobieństwa posiadającym skończoną wartość oczekiwaną i wariancję.
- **Kontrolowanie wartości czynników:** Zmienną losową jest zmienna  $Y$ , podczas gdy zmienne  $X_1, X_2, \dots, X_k$  są zmiennymi (nielosowymi) kontrolowanymi.
- **Liniowość:** zmienna  $Y$  jest liniową kombinacją zmiennych  $X_1, X_2, \dots, X_k$ .
- **Niezależność:** Obserwacje zmiennej objaśnianej  $Y$  są od siebie niezależne, tzn. poszczególne obserwacje zmiennej  $Y$  nie zależą od wartości otrzymanych wcześniej.
- **Stołość rozproszenia (homoscedastyczność):** Wariancja (warunkowa) zmiennej  $Y$  dla dowolnej ustalonej kombinacji zmiennych  $X_1, X_2, \dots, X_k$  jest taka sama (jednorodna) dla wszystkich rozkładów warunkowych
- **Normalność:** Dla dowolnej ustalonej liniowej kombinacji zmiennych  $X_1, X_2, \dots, X_k$ , zmienna  $Y$  ma rozkład normalny

## Na koniec

<https://sadlaff.files.wordpress.com/2014/02/sad-laff-working-from-home-joke1-e1392532216836.jpg>

<https://imgs.xkcd.com/comics/sustainable.png>

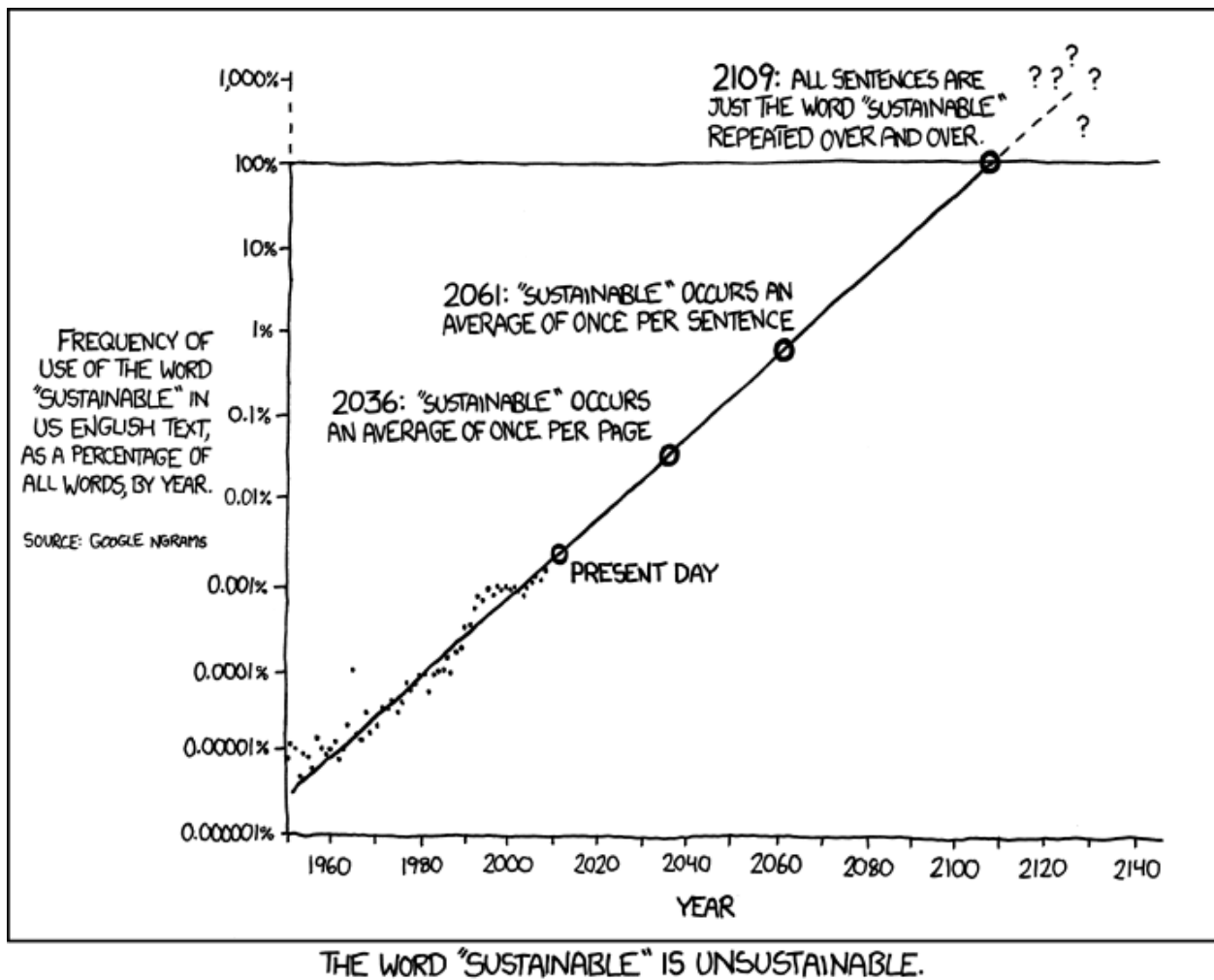
Sad Laff

-Regression  
to the  
Meaning-



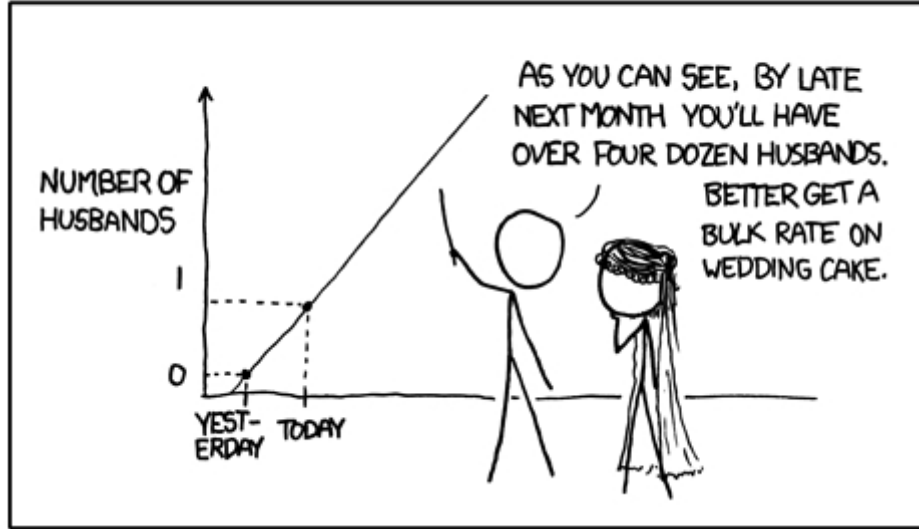
© BT 2014

Rysunek 3:



Rysunek 4:

## MY HOBBY: EXTRAPOLATING



Rysunek 5:

<https://statsland.files.wordpress.com/2012/08/extrapolating.jpg>