GKN - Contactmoment 6

Logistische regressieanalyses (Deel 2)

Sven De Maeyer & Bea Mertens

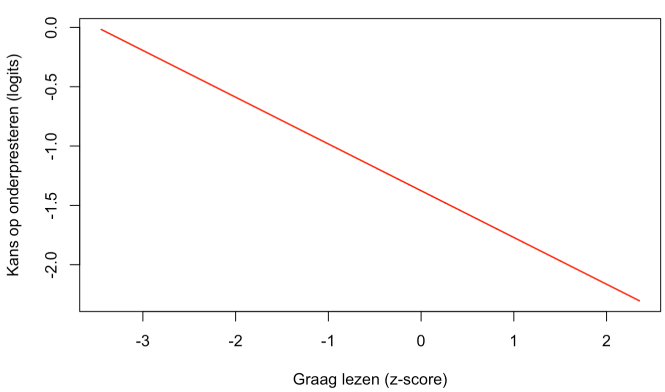
23/12/2021

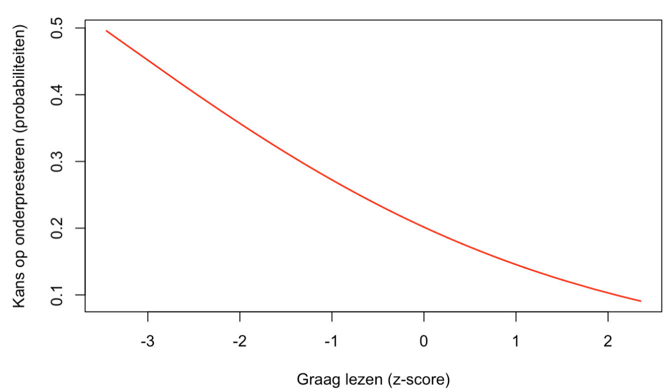
Recap

Laatste model vorig contactmoment

```
Call:
glm(formula = Onderpresteren ~ Gender + Ouders_GraagLezenZ, family = binomial(),
    data = Vlaanderen_1_2_3)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.1701  -0.6869  -0.5991  -0.4531   2.2943

Coefficients:
                   Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)        -1.37641    0.05319  -25.88  < 2e-16 ***
GenderGirls        -0.25424    0.07611   -3.34 0.000836 ***
Ouders_GraagLezenZ -0.39405    0.03856  -10.22  < 2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 4496.7  on 4634  degrees of freedom
Residual deviance: 4377.4  on 4632  degrees of freedom
  (563 observations deleted due to missingness)
AIC: 4383.4

Number of Fisher Scoring iterations: 4
```

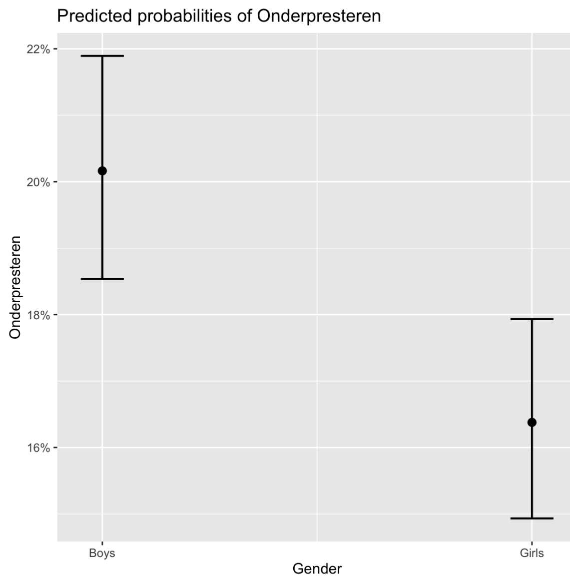

Effect van 'Ouders_GraagLezenZ'





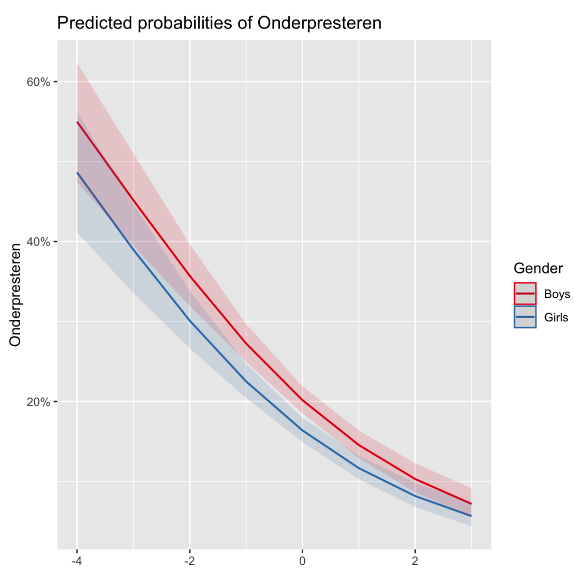
Effect van 'Gender'

```
library(sjPlot)
plot_model(M1_PIRLS, transform = NULL, type = "eff", terms = c("Gender"))
```



Beide effecten samen?

```
plot_model(M1_PIRLS, transform = NULL, type = "eff", terms = c("Ouders_GraagLezenZ", "Gender"))
```



Odds

Let's talk in Odds

Parameters als Odds interpreteren (1)

Het model kunnen we schrijven als:

$$Logit(Onderpr. = 1) = -1.376 + (-0.254 * GenderGirl) + (-0.394 * OudersLezenZ)$$

Nemen we de exponent (`exp( )`) van het intercept, dan krijgen we Odds (= verhouding van kansen!)

```
exp(-1.376)
```

```
[1] 0.2525869
```

Voor jongens wiens ouders gemiddeld graag lezen is de kans om te behoren tot de onderpresteerders 0.25 keer groter (of 1/0.25 = 4 keer kleiner) dan de kans om niet tot de onderpresteerders te behoren

Parameters als Odds interpreteren (2)

Hoe de andere parameters interpreteren?

$$Logit(Onderpr. = 1) = -1.376 + (-0.254 * GenderGirl) + (-0.394 * OudersLezenZ)$$

Benadering 1: verwachtte logit voor een meisje berekenen en die omrekenen naar Odds via `exp()`.

```
exp(-1.376 + (-0.254))
```

```
## [1] 0.1959296
```

Voor meisjes (wiens ouders gemiddeld graag lezen) is de kans 0.20 keer groter (of 1/0.20 = 5 keer kleiner) dan de kans om niet tot de onderpresteerders te behoren.

Parameters als Odds interpreteren (3)

$$Logit(Onderpr. = 1) = -1.376 + (-0.254 * GenderGirl) + (-0.394 * OudersLezenZ)$$

Benadering 2: parameters zelf exponentiëren.

Parameter	Schatting (in logtit)	Exp(Schatting)		Odds
Intercept	-1.38	0.25		0.25
GenderGirl	-0.25	0.77		0.20

$0.77 \neq 0.20 \rightarrow 0.77 \neq exp(-1.38 - 0.25)$

$0.77 = \frac{0.20}{0.25}$

0.77 is een **Odds Ratio**

Voor meisjes wiens ouders gemiddeld graag lezen is de kansverhouding om te behoren tot de onderpresteerders eerder dan tot de 'niet onderpresteerders' 0.77 keer groter (of 1/0.77 = 1.289 keer kleiner) dan dezelfde kansverdeling voor jongens

Odds ratio's zijn **multiplicatief**

Het ene model is het andere niet

Hoe goed zijn modellen?

Geen R^2

Bij gewone regressie-analyse hebben we een geschat residu:

$$Score_i = \beta_0 + \beta_1 * x_1 + \beta_2 * x_2 + \ldots + \epsilon_i$$

Gewone regressieanalyse: *Ordinary Least Squares* (OLS) schattingen

Schattingen die de afstand van de regressielijn met de residuen minimaliseert!

Maximum Likelihood

Bij logistische regressie-analyse maken we gebruik van Maximum Likelihood (ML) schattingen

Voor elk datapunt kan je berekenen wat de kans is om deze vast te stellen gegeven bepaalde waarden voor elk van de parameters uit het model:

$$P(\{x1_i, x2_i, \dots, y_i\}|\{\beta_0, \beta_1, \dots\})$$

Deze probabiliteit wordt eigenijk een likelihood genoemd en vaak andersom genoteerd:

$$L(\{\beta_0, \beta_1, \dots\}|\{x1_i, x2_i, \dots, y_i\})$$

Maximum Likelihood

```
head(Vlaanderen_1_2_3[,c("Onderpresteren","Gender","Ouders_GraagLezenZ")],2)
```

```
##   Onderpresteren Gender Ouders_GraagLezenZ
## 1              0   Boys          -1.136437
## 2              0   Boys           1.507655
```

Likelihood voor datapunt 1 bij intercept -1.376, effect van GenderGirl -0.254 en Ouders_GraagLezenZ -0.394, schrijven we als:

$$L(\{-1.376, -0.254, -0.394\}|\{0, Boys, -1.136\})$$

Kan ook voor datapunt 2:

$$L(\{-1.376, -0.254, -0.394\}|\{0, Boys, 1.508\})$$

De waarschijnlijkheid van beide observaties samen, gegeven bepaalde parameterwaarden, is het product van de twee individuele likelihoods:

$$L(\{-1.376, -0.254, -0.394\}|\{0, Boys, -1.136\}) \times L(\{-1.376, -0.254, -0.394\}|\{0, Boys, 1.508\})$$

Maximum Likelihood

Likelihood alle observaties = product van likelihood voor individueel datapunt

Dit kunnen we in theorie ook doen voor alle mogelijke combinaties van parameterwaarden

Bv ook voor de waardes:

- intercept = $-\infty \to 0, 0.1, 0.2, \to \infty$
- β_1 = $-\infty \to 0, 0.1, 0.2, \to \infty$
- β_2 = $-\infty \to 0, 0.1, 0.2, \to \infty$

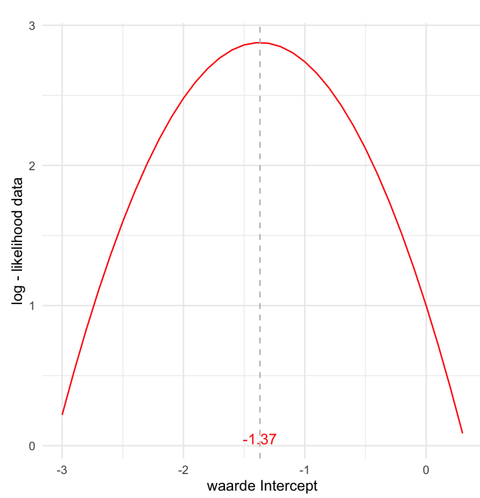
Maximum Likelihood

Doel: die combinatie van parameterwaarden waarvoor de Likelihood van de data zo hoog mogelijk is (Maximaal is dus)

Hoe?

- Likelihood wordt eerst log-getransformeerd
- Via 'afgeleiden' van Log-likelihood functie parameterwaarden waarvoor de log-likelihood maximaal is

$\to$ Voor een model krijgen we ook een Log-likelihood (LL) waarde (= indicatie van FIT!)



Modellen vergelijken

2 concurrerende modellen, welk model zou je weerhouden?

$\rightarrow$ Model met hoogste waarde voor LL!

Nulmodel als start

Nulmodel = model zonder voorspellers

```
M0_PIRLS <- glm(Onderpresteren ~ 1,
                data = Vlaanderen_1_2_3, family = binomial())
summary(M0_PIRLS)
```

```
Call:
glm(formula = Onderpresteren ~ 1, family = binomial(), data = Vlaanderen_1_2_3)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.6725  -0.6725  -0.6725  -0.6725   1.7875

Coefficients:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept) -1.37145    0.03452  -39.73   <2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 5236.4  on 5197  degrees of freedom
Residual deviance: 5236.4  on 5197  degrees of freedom
AIC: 5238.4

Number of Fisher Scoring iterations: 4
```

Vergelijking met Model1

```
logLik(M0_PIRLS)
```

```
'log Lik.' -2618.19 (df=1)
```

```
logLik(M1_PIRLS)
```

```
'log Lik.' -2188.681 (df=3)
```

In onderzoek wordt -2 keer LL gehanteerd (= **-2LL** of **Deviance**)

```
deviance(M0_PIRLS)
```

```
[1] 5236.379
```

```
deviance(M1_PIRLS)
```

```
[1] 4377.362
```


Via `anova()`

```
anova(M0_PIRLS , M1_PIRLS)
```

⟶ `Error in anova.glmlist(c(list(object), dotargs), dispersion = dispersion, : models were not all fitted to the same size of dataset`

Vergelijking modellen (invloed van 'missing values')

Modellen kunnen enkel vergeleken worden als ze geschat zijn op dezelfde dataset (en dus ook op evenveel observatie-eenheden)!

```
nrow(M0_PIRLS$model)
```

```
[1] 5198
```

```
nrow(M1_PIRLS$model)
```

```
[1] 4635
```

$\longrightarrow$ Nulmodel herschatten op enkel de 4635 observaties om model te kunnen vergelijken

Vergelijking modellen

Missing values verwijderen:

```
Dat_analyse <- na.omit( Vlaanderen_1_2_3[ , c("Onderpresteren", "Gender", "Ouders_GraagLezenZ")] )
```

Modellen herschatten:

```
M0_PIRLS <- glm(Onderpresteren ~ 1,
                data = Dat_analyse, family = binomial())

M1_PIRLS <- glm(Onderpresteren ~ Gender + Ouders_GraagLezenZ,
                data = Dat_analyse, family = binomial())
```

Modellen vergelijken:

```
anova(M0_PIRLS , M1_PIRLS, test="Chi")
```

```
Analysis of Deviance Table

Model 1: Onderpresteren ~ 1
Model 2: Onderpresteren ~ Gender + Ouders_GraagLezenZ
  Resid. Df Resid. Dev Df Deviance  Pr(>Chi)    
1      4634     4496.7                          
2      4632     4377.4  2   119.32 < 2.2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Vergelijking modellen

Stappenplan:

- Nadenken over welke modellen je gaat schatten (gegeven je OV)
- Data-object maken zonder missings voor alle variabelen `na.omit()`
- Alternatieve modellen schatten op aangemaakt data-object
- Modellen vergelijken
- Beste model weerhouden en **herschatten op je originele dataset**
- Interpretatie (Nadenken over tabellen en figuren)

Time to pRactice!

Instructies:
- Laat deze sessie open staan
- Open Blackboard opnieuw in een ander venster
- Ga naar de curusus GKN
- Ga naar de Blackboard Collaborate omgeving van je groep
- Zet je microfoon/video aan

Eén van ons maakt zo meteen een ronde langs de groepen!