

# Az általánosított lineáris modell (GLM)

Ferenci Tamás  
tamas.ferenci@medstat.hu

Utoljára frissítve: 2023. május 12.

# Tartalom

- 1 Az általánosított lineáris modell (GLM)

# A lineáris és a logisztikus regresszió közös keretben

- Vegyük észre a hasonlóságokat!
  - 1 Van valamilyen eredményváltozó-eloszlás
    - Lineárisnál normális, logisztikusnál Bernoulli
  - 2 A feltételes várhatóérték valamilyen transzformáltját modellezzük:
$$g \left[ \mathbb{E} (Y|X) \right] = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k$$
    - Lineárisnál az identitás, logisztikusnál a korábban látott  $f$  (pontosabban szólva annak az inverze)
  - 3 Elvileg valamit mondani kellhet a varianciáról is
    - Lineárisnál azt, hogy  $\sigma_i^2 = \sigma_0^2$ , logisztikusnál megspóroltuk ezt, mert a várható értéke meghatározta a szórást is (egy paramétere volt az eloszlásnak)

# Az általánosított lineáris modell (GLM)

- A fenti komponensek határozzák meg az ún. általánosított lineáris modellt (generalized linear modell, GLM)
- Az eredményváltozó eloszlása legyen exponenciális eloszláscsaládból származó
- A  $g$  függvény neve: link függvény
- Becslés maximum likelihood-dal
- A lineáris és logisztikus regresszió mind speciális esete ennek (alkalmasan választott eredményváltozó eloszlással, link függvénnyel és szórás-függvénnyel)
- Sok minden más is ide tartozik, lássunk még egy példát

# Poisson regresszió

- Mi van, ha az eredményváltozó valamilyen darabszám, események száma jellegű változó (count data)?
- Ilyenekre tipikusan feltételezett eloszlás első közelítésben: Poisson-eloszlás
- Ez exponenciális családbeli
- Várható értéke itt is épp a paramétere
- Tipikus link függvény választás: a log
- Összerakva mindezeket a modellünk:

$$Y \sim \text{Poi}(\lambda)$$
$$\log \left[ \mathbb{E}(Y|\underline{X}) \right] = \log \lambda = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k$$