# Proč víceúrovňové modely

Aleš Vomáčka

30. 10. 2025

Filozofická fakulta Univerzity Karlovy, STEM

# Kdo jsem?

# Kdo jsem?

Aleš Vomáčka

Kvantitativní metodologie

Environmentální sociologie

Analytik ve STEM

To jsem já!



# **Motivace**

# Motivace



Andrew Gelman

Richard McElreath



# Plán

#### Plán

- 1. Snížení nároků na velikost vzorku
- 2. Meziskupinové a vnitroskupinové efekty
- 3. Technické detaily a FAQ



Zdroj: Chelsea Parlett-Pelleriti

Proč ♥ víceúrovňové modely

#### Modelový příklad:

Naším cílem je odhadnout podíl obyvatel ČR, kteří byli v posledním roce obětí kriminální činnosti.

Data pochází z reprezentativního dotazníkového šetření s 500 respondenty.

Zkušenost s kriminální činností měřená jako binární proměnná.

Odhad pro celou republiku je přímočarý:

glm(crime\_experience ~ 1, family = binomial) # logistický model

Výsledek:  $47\%,\ CI_{95}(42\%;51\%)$ 

Co když ale chceme odhad pro každý kraj?

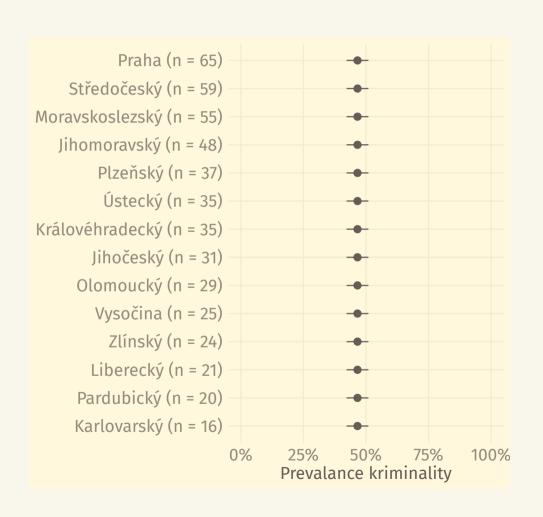
Problém: Musíme balancovat systematickou a náhodnou chybu odhadu

3 možná řešení

Můžeme předpokládat, že kraje jsou zaměnitelné.

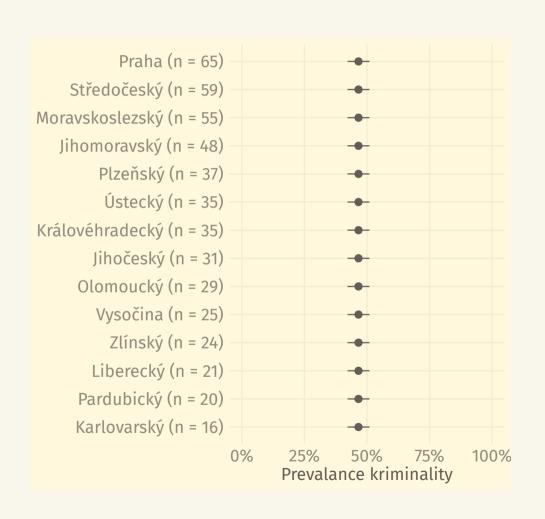
"Slijeme" všechny informace do jednoho odhadu (complete pooling).

```
glm(crime_experience ~ 1,
  family = binomial)
```



Výhoda: Malá náhodná chyba

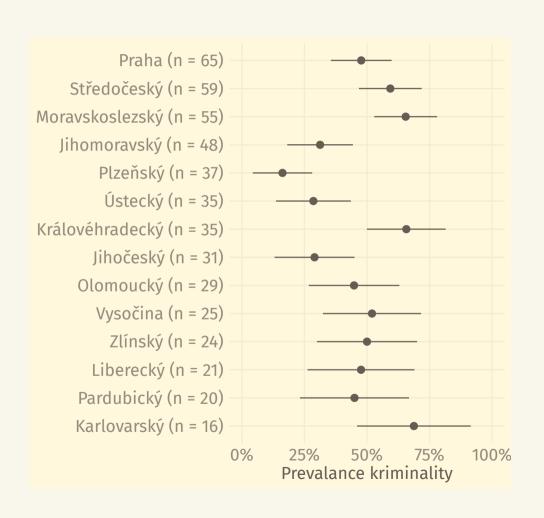
Nevýhoda: Velká systematická chyba



Můžeme předpokládat, že každý kraje je unikátní.

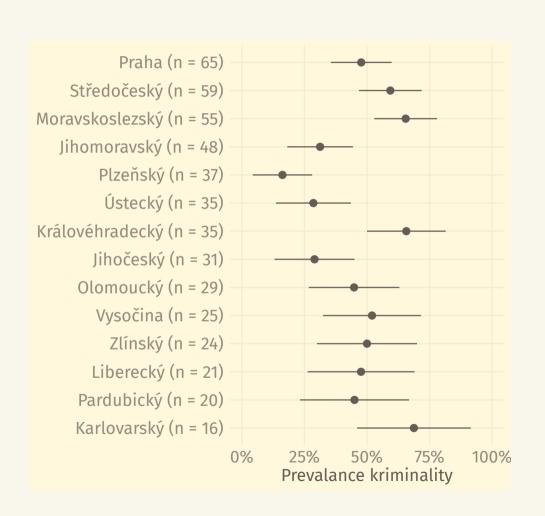
Pro každý krajský odhad použijeme pouze data z daného kraje (**no pooling**).

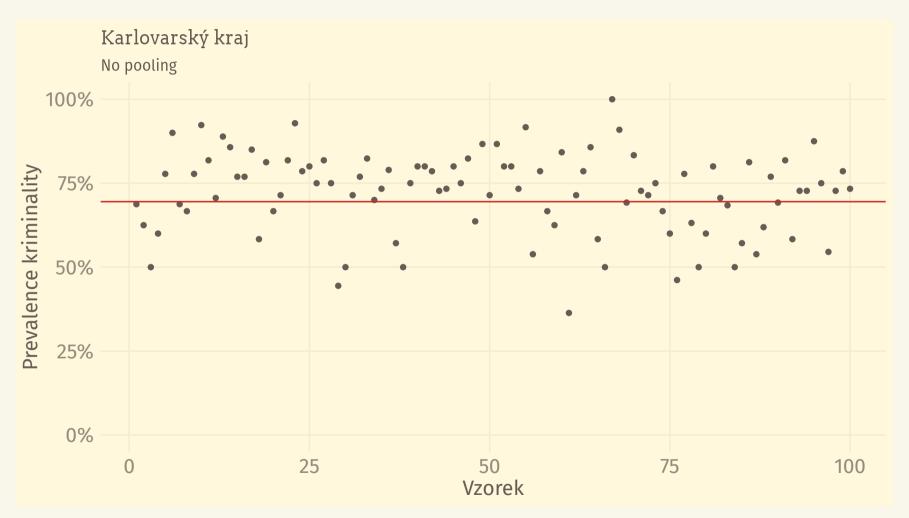
glm(crime\_experience ~ region,
 family = binomial)



Výhoda: Malá systematická chyba

Nevýhoda: Velká náhodná chyba





Complete pooling  $\leftarrow ??? \rightarrow No pooling$ 

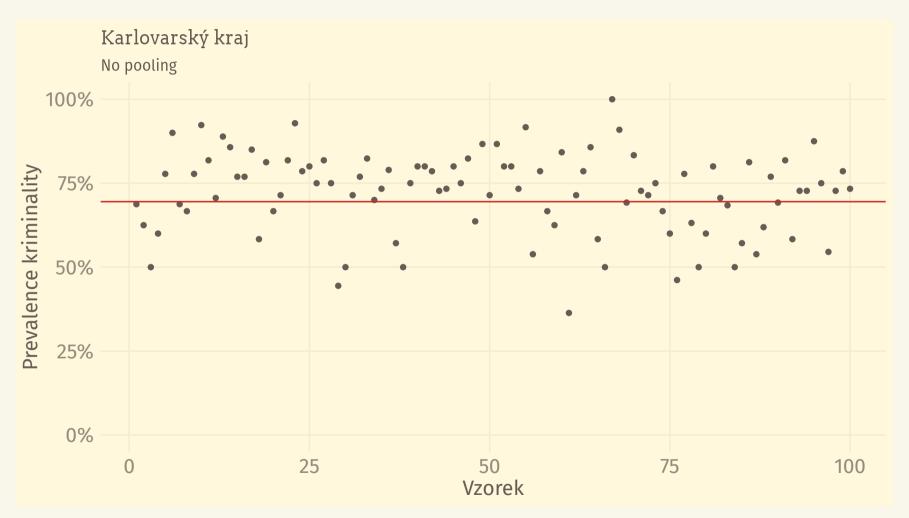


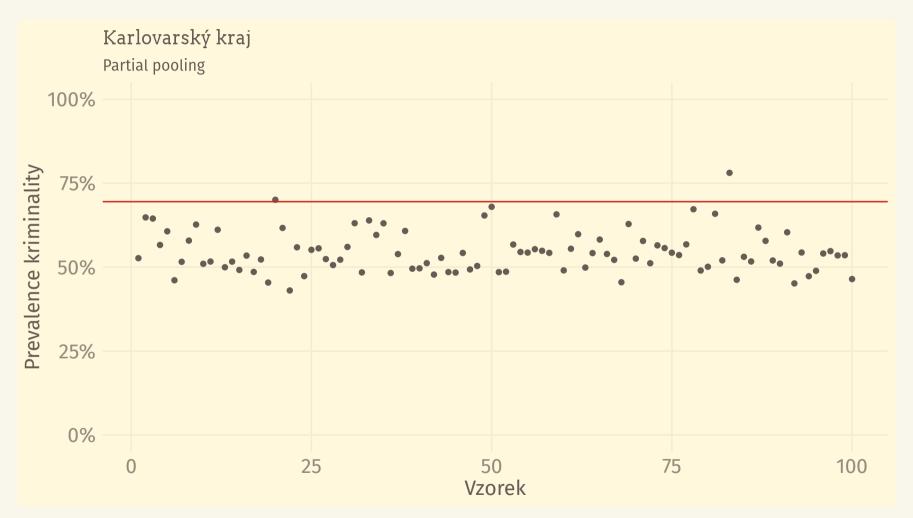
Můžeme předpokládat, že kraje jsou si přibuzné, ale distiktivní (partial pooling).

Každý krajský odhad je založený částečně na informacích o daném kraji a částečně o informacích od zbytku země.

A to dělají víceúrovňové modely!

```
stan glmer(crime experience \sim (1 region), family = binomial)
```





Víceúrovňové modely využívají **partial pooling** - kombinují informace o dané skupině s informacemi o ostatních (podobných) skupinách.

Výsledkem je (malý) nárust systematické chyby, ale (velké) snížení náhodné chyby.

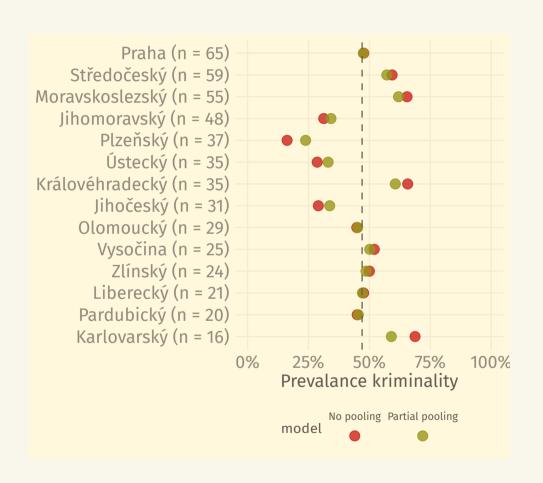
Celková chyba odhadu je menší!

Partial pooling je vlastně způsob, jak dělat **shrinkage** nebo **regularization** (populární v prediktivním modelování.)

Souvisí s tzv. bias-variance tradeoff.

Čím více informací máme o daném krají, tím méně je jeho odhad ovlivněn ostatními.

Čím méně informací o kraji a čím dále od celkového průměru, tím větší vliv budou mít ostatní.



Otázky?

# InteRmezzo!

# UK election: What is the MRP method of modelling opinion polls?



# Multilevel regression with poststratification

How YouGov's MRP model works for the 2024 U.S. presidential and congressional elections

Častý problém:

Může se stát, že odhady jednotlivých regionů budou staženy příliš k celkovému průměru.

Řešení - Přidejte do modelu regionální prediktory (míra nezaměstnatnosti, volební účast)

#### Modelový příklad:

V oblasti vzdělávání se často vedou debaty o vztahu mezi socioekonomickým zázemím a kognitivním výkonem.

Také se vedou debaty o tom, do jaké míry hrají roli zdroje školy versus zdroje jedince (míchání žáků s různým SES?)

Otázka: Může žákům z chudších rodin pomoc, pokud budou chodit na stejné školy, jako ti majetnější?

Modelový příklad:

Data z 1982 o SES a matematické gramotnosti žáků středních škol v USA.

Výzkumná otázka: Hraje větší roli SES školy nebo SES individuálních žáků?

Víceúrovňové modely umožňují efektivně rozkládat mezi-skupinové a vnitro-skupinové efekty.

#### Vašem případě:

- Vztah mezi průměrným SES školy a průměrnými mat. znalostmi (meziskupinový)
- 2. Vztah mezi SES a a mat. znalostmi žáků uvnitř školy (vnitroskupinový)

```
Příprava dat - Spočítáme a) průměrný SES každé školy a b) odchylku SES žáka od průměru jeho školy.
```

```
schools |>
mutate(ses_between = mean(ses),
    ses_within = ses - ses_between,
    by = school_id)
```

Příprava dat - Spočítáme a) průměrný SES každé školy a b) odchylku SES žáka od průměru jeho školy.

Alternativně:

datawizard::demean(schools, ~ses, by = ~school id)

Dvě možnosti vytvoření modelu:

Random Intercept model - školy můžou mít různý průměrný SES, ale vztah mezi SES a mat. gramotností žáků je na každé škole stejný.

Jednoduší na výpočet, ale méně realistické.

```
stan_glmer( math ~ ses_within + ses_between + (1 | school_id))
```

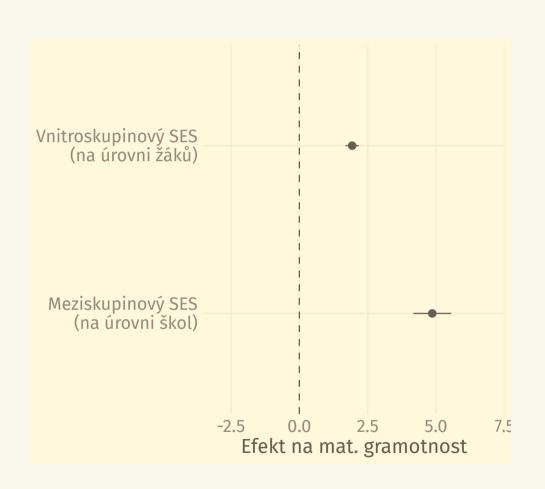
Dvě možnosti vytvoření modelu:

Random Slopes model - školy můžou mít různý průměrný SES, a vztah mezi SES a mat. gramotností žáků se může lišit napříč školami.

Výpočetně náročnější, ale realističtější

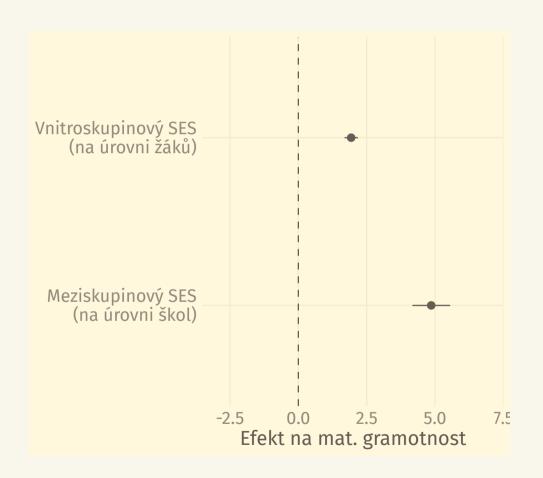
Meziskupinový SES souvisí s mat. gramotností více, než vnitroskupiný!

Rozdíly v mat. gramotnosti podle SES napříč školami jsou větší, než uvnitř škol.



Optimistická interpretace - i žáci s nízkým SES mohou benefitovat ze smíšených škol.

Negativní interpretace - velké regionální nerovnosti, chodit do chudé školy je velký handikep.



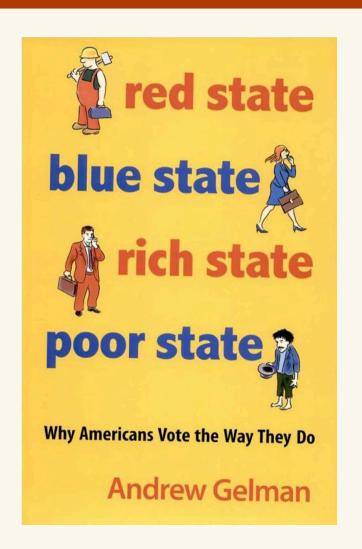
Otázky?

# InteRmezzo!

Bohatší *státy* USA volí častěji demokraty,...

ale...

...bohatší *voliči* volí častěji republikány.



Častý problém:

Lidé zapomínají rozkládat mezi- a vnitro-skupinové efekty.

Extrémně časté u panelových dat!

stan glmer(happiness ~ age + (1 respid))

Tento model splácá vnitro- a mezi-skupinový efekt do jednoho odhadu!

```
stan glmer(happiness ~ age + wave + (1 respid))
```

Nedokážeme říct, do jaké míry s věkem roste spokojenost a do jaké míry jsou starší lidé spokojenější.

# Technické poznámky

### Frekventistické vs Bayesovské modely

Víceúrovňové modely jsou matematicky komplikované.

Frekventistické postupy mají problémy zohlednit standardní chybu náhodných komponent, např. (1| region).

Pokud výpočetní kapacita dovolí, silně doporučuji bayesovský přístup.

# Balíčky v R

#### Frekventistické balíčky:

- lme4 dobrý rozjezdový balíček
- glmmTMB více modelů, efektivnější(?) implementace

#### Bayesovké balíčky:

- rstanarm dobrý rozjezdový balíček
- brms více modelů, efektivnější implementace

Otázky?

# Děkuji za pozornost!