

# Задачи по Анализу панельных данных: Регрессия с лагами. Первая разность

Н.В. Артамонов (МГИМО МИД России)

## Содержание

<b>1</b>	<b>Return to education</b>	<b>1</b>
1.1	Модель 1. Результаты оценивания . . . . .	1
1.2	Модель 3. Результаты оценивания . . . . .	2
<b>2</b>	<b>Cigarette Consumption</b>	<b>2</b>
2.1	Модель 1. Результаты оценивания . . . . .	2
2.2	Модель 2. Результаты оценивания . . . . .	3
<b>3</b>	<b>UK Employment</b>	<b>3</b>
3.1	Модель 1. Результаты оценивания . . . . .	3
3.2	Модель 2. Результаты оценивания . . . . .	4
3.3	Модель 3. Результаты оценивания . . . . .	4

## 1 Return to education

### 1.1 Модель 1. Результаты оценивания

Рассмотрим панель `Wages` и регрессию `diff(lwage)` на `ed`, `exp`, `exp^2`, `wks` с индивидуальными эффектами

$$\Delta(lwage)_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 ed_{i,t} + \dots + \mu_i + u_{i,t}$$

- модель пула:  $\mu_i = 0$
- модель RE
- модель FE.

Результаты оценивания (стандарные ошибки по умолчанию)

- модель пула

(Intercept)	ed	exp	I (exp^2)	wks
0.0904	0.0020	-0.0026	0.0000	0.0003

- модель RE

(Intercept)	ed	exp	I (exp^2)	wks
0.0904	0.0020	-0.0026	0.0000	0.0003

- модель FE

exp	I (exp^2)	wks
-0.0101	0.0001	-0.0002

## 1.2 Модель 3. Результаты оценивания

Рассмотрим панель `Wages` и регрессию `diff(lwage)` на `ed`, `exp`, `exp^2`, `wks`, `south`, `smsa`, `married`, `union`, `bluecol` с индивидуальными эффектами

$$\Delta(lwage)_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 ed_{i,t} + \dots + \mu_i + u_{i,t}$$

- модель пула:  $\mu_i = 0$
- модель RE
- модель FE.

Результаты оценивания (стандарные ошибки по умолчанию)

- модель пула

(Intercept)	ed	exp	I (exp^2)	wks	southyes
0.0998	0.0014	-0.0027	0.0000	0.0003	0.0018
smsayes	marriedyes	unionyes	bluecolyes		
-0.0011	0.0036	0.0020	-0.0073		

- модель RE

(Intercept)	ed	exp	I (exp^2)	wks	southyes
0.0998	0.0014	-0.0027	0.0000	0.0003	0.0018
smsayes	marriedyes	unionyes	bluecolyes		
-0.0011	0.0036	0.0020	-0.0073		

- модель FE

exp	I (exp^2)	wks	southyes	smsayes	marriedyes	unionyes
-0.0106	0.0001	-0.0001	0.0704	0.0020	-0.0279	0.0170
bluecolyes						
-0.0465						

## 2 Cigarette Consumption

### 2.1 Модель 1. Результаты оценивания

Рассмотрим панель `Cigar` и регрессию `diff(sales)` на `diff(price)`, `diff(pop)`, `diff(pop16)`, `diff(cpi)`, `diff(ndi)`, `diff(pimin)` с индивидуальными эффектами

$$\Delta sales_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 \Delta price_{i,t} + \dots + \mu_i + u_{i,t}$$

- модель пула:  $\mu_i = 0$
- модель RE
- модель FE.

Результаты оценивания (стандарные ошибки по умолчанию)

- модель пула

(Intercept)	diff (price)	diff (pop)	diff (pop16)	diff (cpi)	diff (ndi)
0.4837	-0.3354	0.0003	0.0002	-0.0799	0.0014
diff (pimin)					
-0.0384					

- модель RE

(Intercept)	diff (price)	diff (pop)	diff (pop16)	diff (cpi)	diff (ndi)
0.4837	-0.3354	0.0003	0.0002	-0.0799	0.0014
diff (pimin)					
-0.0384					

- модель FE

diff(price)	diff(pop)	diff(pop16)	diff(cpi)	diff(ndi)	diff(pimin)
-0.3295	0.0047	0.0002	-0.1608	0.0024	-0.0692

## 2.2 Модель 2. Результаты оценивания

Рассмотрим панель Guns и регрессию **sales** на **price**, **lag(price)** **pop**, **lag(pop)** **pop16**, **cpi**, **lag(cpi)**, **ndi**, **pimin** с индивидуальными эффектами

$$sales_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 price_{i,t} + \beta_2 price_{i,t-1} \dots + \mu_i + u_{i,t}$$

- модель пула:  $\mu_i = 0$
- модель RE
- модель FE.

Результаты оценивания (стандарные ошибки по умолчанию)

- модель пула

(Intercept)	price	lag(price)	pop	lag(pop)	pop16
140.1937	-0.9110	-0.7451	-0.0018	-0.0014	0.0032
cpi	lag(cpi)	ndi	pimin		
0.0060	0.1686	0.0060	0.6367		

- модель RE

(Intercept)	price	lag(price)	pop	lag(pop)	pop16
128.0141	-0.3862	-0.2997	0.0087	-0.0151	0.0082
cpi	lag(cpi)	ndi	pimin		
1.5003	-0.7001	-0.0048	0.2821		

- модель FE

price	lag(price)	pop	lag(pop)	pop16	cpi	lag(cpi)
-0.3733	-0.2901	0.0093	-0.0160	0.0085	1.5442	-0.7189
ndi	pimin					
-0.0052	0.2782					

## 3 UK Employment

### 3.1 Модель 1. Результаты оценивания

Рассмотрим панель Guns и регрессию **log(emp)** на **log(wage)**, **log(capital)**, **log(output)** с индивидуальными эффектами

$$\log emp_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 \log wage_{i,t} + \dots + \mu_i + u_{i,t}$$

- модель пула:  $\mu_i = 0$
- модель RE
- модель FE.

Результаты оценивания (стандарные ошибки по умолчанию)

- модель пула

(Intercept)	log(wage)	log(capital)	log(output)
0.3444	-0.3669	0.8090	0.4791

- модель RE

(Intercept)	log (wage)	log (capital)	log (output)
0.2167	-0.2903	0.6378	0.4416

- модель FE

log (wage)	log (capital)	log (output)
-0.3106	0.5489	0.5370

### 3.2 Модель 2. Результаты оценивания

Рассмотрим панель Guns и регрессию **diff(log(emp))** на **diff(log(wage))**, **diff(log(capital))**, **diff(log(output))** с индивидуальными эффектами

$$\Delta \log emp_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 \Delta \log wage_{i,t} + \dots + \mu_i + u_{i,t}$$

- модель пула:  $\mu_i = 0$
- модель RE
- модель FE.

Результаты оценивания (стандарные ошибки по умолчанию)

- модель пула

(Intercept)	diff (log (wage))	diff (log (capital))	diff (log (output))
-0.0180	-0.4160	0.4083	0.4090

- модель RE

(Intercept)	diff (log (wage))	diff (log (capital))	diff (log (output))
-0.0180	-0.4160	0.4083	0.4090

- модель FE

diff (log (wage))	diff (log (capital))	diff (log (output))
-0.4745	0.3523	0.4510

### 3.3 Модель 3. Результаты оценивания

Рассмотрим панель Guns и регрессию **log(emp)** на **log(wage)**, **lag(log(wage))**, **log(capital)**, **lag(log(capital))**, **log(output)**, **lag(log(output))** с индивидуальными эффектами

$$\log emp_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 \log wage_{i,t} + \dots + \mu_i + u_{i,t}$$

- модель пула:  $\mu_i = 0$
- модель RE
- модель FE.

Результаты оценивания (стандарные ошибки по умолчанию)

- модель пула

(Intercept)	log (wage)	lag (log (wage))	log (capital)
-0.5427	-0.3561	-0.0705	0.3297
lag (log (capital))	log (output)	lag (log (output))	
0.4840	-0.2797	0.9812	

- модель RE

(Intercept)	log (wage)	lag (log (wage))	log (capital)
1.4200	-0.5500	0.0920	0.5565
lag (log (capital))	log (output)	lag (log (output))	
0.1388	0.5719	-0.2723	

- модель FE

log(wage)	lag(log(wage))	log(capital)	lag(log(capital))
-0.5494	0.0632	0.4956	0.0857
log(output)	lag(log(output))		
0.5751	-0.1464		