

## ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

$$Y = \beta_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_2 X_3 + u$$

Модель, представленная выше, является линейной по параметрам и может быть установлена с использованием простой OLS при условии, что ограничения модели регрессии выполнены. Однако, тот факт, что она является нелинейной по переменным, имеет последствия для интерпретации параметров.

## ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

$$Y = \beta_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_2 X_3 + u$$

Когда в начале предыдущей главы была введена множественная регрессия, было указано, что коэффициенты наклона представляют собой отдельные индивидуальные предельные эффекты переменных на  $Y$ , оставляя остальные переменные постоянными.

$$Y = \beta_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_2 X_3 + u$$

В данной модели такая интерпретация невозможна. В частности, невозможно интерпретировать  $\beta_2$  как воздействие  $X_2$  на  $Y$ , оставляя  $X_3$  и  $X_2 X_3$  постоянными, поскольку невозможно сохранить  $X_3$  и  $X_2 X_3$  постоянными, если  $X_2$  изменяется.

## ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

$$Y = \beta_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_2 X_3 + u$$

$$Y = \beta_1 + (\beta_2 + \beta_4 X_3) X_2 + \beta_3 X_3 + u$$

Чтобы правильно интерпретировать коэффициенты, теперь мы можем переписать модель, как это представлено выше. Коэффициент  $X_2$ ,  $(\beta_2 + \beta_4 X_3)$  теперь можно интерпретировать как предельный эффект  $X_2$  на  $Y$ , обусловленный значением  $X_3$ .

## ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

$$Y = \beta_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_2 X_3 + u$$

$$Y = \beta_1 + (\beta_2 + \beta_4 X_3) X_2 + \beta_3 X_3 + u$$

Переписанная модель явно указывает на то, что предельный эффект  $X_2$  зависит от значения  $X_3$ . Интерпретация  $\beta_2$  становится теперь предельным эффектом  $X_2$  на  $Y$ , когда  $X_3$  равно нулю.

## ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

$$Y = \beta_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_2 X_3 + u$$

$$Y = \beta_1 + (\beta_2 + \beta_4 X_3) X_2 + \beta_3 X_3 + u$$

$$Y = \beta_1 + \beta_2 X_2 + (\beta_3 + \beta_4 X_2) X_3 + u$$

Можно так же переписать модель, как в третьей строке. Отсюда можно увидеть, что предельный эффект  $X_3$  на  $Y$ , обусловленный значением  $X_2$  равен  $(\beta_3 + \beta_4 X_2)$  и что  $\beta_3$  можно интерпретировать как предельный эффект  $X_3$  на  $Y$ , когда  $X_2$  равно нулю.

## ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

$$Y = \beta_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_2 X_3 + u$$

$$Y = \beta_1 + (\beta_2 + \beta_4 X_3) X_2 + \beta_3 X_3 + u$$

$$Y = \beta_1 + \beta_2 X_2 + (\beta_3 + \beta_4 X_2) X_3 + u$$

$\beta_4$  можно интерпретировать как изменение коэффициента  $X_2$  при изменении  $X_3$  на единицу. В равной степени это можно интерпретировать как изменение коэффициента  $X_3$ , когда  $X_2$  изменяется на единицу.

## ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

$$Y = \beta_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_2 X_3 + u$$

$$Y = \beta_1 + (\beta_2 + \beta_4 X_3) X_2 + \beta_3 X_3 + u$$

$$Y = \beta_1 + \beta_2 X_2 + (\beta_3 + \beta_4 X_2) X_3 + u$$

Если  $X_3 = 0$  далеко за пределами его диапазона в выборке, то интерпретация  $\beta_2$  как предельного эффекта  $X_2$ , когда  $X_3 = 0$  следует рассматривать с осторожностью. То же самое относится и к интерпретации  $\beta_3$  как предельного эффекта  $X_2$  при  $X_3 = 0$ .



## ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

$$Y = \beta_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_2 X_3 + u$$

$$Y = \beta_1 + (\beta_2 + \beta_4 X_3) X_2 + \beta_3 X_3 + u$$

$$Y = \beta_1 + \beta_2 X_2 + (\beta_3 + \beta_4 X_2) X_3 + u$$

Иногда оценка будет выглядеть совершенно неправдоподобной, так же, как оценка постоянной в регрессии часто неправдоподобна, если дана буквальная интерпретация.

## ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

$$Y = \beta_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_2 X_3 + u$$

$$Y = \beta_1 + (\beta_2 + \beta_4 X_3) X_2 + \beta_3 X_3 + u$$

$$Y = \beta_1 + \beta_2 X_2 + (\beta_3 + \beta_4 X_2) X_3 + u$$

Это может затруднить сравнение оценок эффектов  $X_2$  и  $X_3$  на  $Y$  в моделях, исключающих и включающих взаимодействие переменных.

## ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

$$Y = \beta_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_2 X_3 + u$$

$$X_2^* = X_2 - \bar{X}_2$$

$$X_3^* = X_3 - \bar{X}_3$$

$$X_2 = X_2^* + \bar{X}_2$$

$$X_3 = X_3^* + \bar{X}_3$$

Один из способов облегчения проблемы состоит в том, чтобы промасштабировать  $X_2$  и  $X_3$ , чтобы они измерялись согласно из выборочному значению.

## ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

$$Y = \beta_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_2 X_3 + u$$

$$X_2^* = X_2 - \bar{X}_2 \qquad X_3^* = X_3 - \bar{X}_3$$

$$X_2 = X_2^* + \bar{X}_2 \qquad X_3 = X_3^* + \bar{X}_3$$

$$Y = \beta_1 + \beta_2 (X_2^* + \bar{X}_2) + \beta_3 (X_3^* + \bar{X}_3) + \beta_4 (X_2^* + \bar{X}_2)(X_3^* + \bar{X}_3) + u$$

$$\beta_1^* = \beta_1 + \beta_2 \bar{X}_2 + \beta_3 \bar{X}_3 + \beta_4 \bar{X}_2 \bar{X}_3 \qquad \beta_2^* = \beta_2 + \beta_4 \bar{X}_3$$

$$\beta_3^* = \beta_3 + \beta_4 \bar{X}_2$$

$$Y = \beta_1^* + \beta_2^* X_2^* + \beta_3^* X_3^* + \beta_4 X_2^* X_3^* + u$$

Подставляя  $X_2$  и  $X_3$ , модель, как показано, с новыми параметрами, определена исходными постоянными.

## ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

$$Y = \beta_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_2 X_3 + u$$

$$Y = \beta_1^* + (\beta_2^* + \beta_4 X_3^*) X_2^* + \beta_3^* X_3^* + u$$

$$Y = \beta_1^* + \beta_2^* X_2^* + (\beta_3^* + \beta_4 X_2^*) X_3^* + u$$

Дело в том, что коэффициенты  $X_2$  и  $X_3$  теперь дают предельные эффекты на переменные, когда другие переменные основываются на выборочном среднем, что, в некоторой степени, является репрезентативным значением.

## ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

$$Y = \beta_1^* + \beta_2^* X_2^* + \beta_3^* X_3^* + \beta_4^* X_2^* X_3^* + u$$

$$Y = \beta_1^* + (\beta_2^* + \beta_4^* X_3^*) X_2^* + \beta_3^* X_3^* + u$$

$$Y = \beta_1^* + \beta_2^* X_2^* + (\beta_3^* + \beta_4^* X_2^*) X_3^* + u$$

$$X_3^* = 0 \Rightarrow X_3 = \bar{X}_3$$

Например, можно видеть, что  $\beta_2^*$  дает предельный эффект  $X_2^*$ , и следовательно,  $X_2$ , когда  $X_3^* = 0$ , то есть, когда  $X_3$  является его выборочным средним.

## ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

$$Y = \beta_1^* + \beta_2^* X_2^* + \beta_3^* X_3^* + \beta_4^* X_2^* X_3^* + u$$

$$Y = \beta_1^* + (\beta_2^* + \beta_4^* X_3^*) X_2^* + \beta_3^* X_3^* + u$$

$$Y = \beta_1^* + \beta_2^* X_2^* + (\beta_3^* + \beta_4^* X_2^*) X_3^* + u$$

$$X_2^* = 0 \Rightarrow X_2 = \bar{X}_2$$

$\beta_3^*$  имеет аналогичную интерпретацию.

# ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

```
. reg LGEARN S EXP
```

Source	SS	df	MS			
Model	21.2104059	2	10.6052029	Number of obs = 500		
Residual	131.388814	497	.264363811	F( 2, 497) = 40.12		
Total	152.59922	499	.30581006	Prob > F = 0.0000		
				R-squared = 0.1390		
				Adj R-squared = 0.1355		
				Root MSE = .51416		

  

LGearn	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
S	.0916942	.0103338	8.87	0.000	.0713908	.1119976
EXP	.0405521	.009692	4.18	0.000	.0215098	.0595944
_cons	1.199799	.1980634	6.06	0.000	.8106537	1.588943

Мы проиллюстрируем анализ уравнением заработной платы, в котором логарифм почасового дохода регрессируется по годам обучения и опыта работы. Начнем с простого линейного описания, используя *EAWWE Data Set 21*.



# ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

```
. reg LGEARN S EXP
```

Source	SS	df	MS			
Model	21.2104059	2	10.6052029	Number of obs = 500		
Residual	131.388814	497	.264363811	F( 2, 497) = 40.12		
				Prob > F = 0.0000		
				R-squared = 0.1390		
				Adj R-squared = 0.1355		
				Root MSE = .51416		
LGEARN	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
S	.0916942	.0103338	8.87	0.000	.0713908	.1119976
EXP	.0405521	.009692	4.18	0.000	.0215098	.0595944
_cons	1.199799	.1980634	6.06	0.000	.8106537	1.588943

Регрессия предполагает, что дополнительный год обучения увеличивает заработную плату на 9.2 процента, а дополнительный год работы увеличивается на 4.1 процента.

# ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

```
. gen SEXP = S*EXP
```

```
. reg LGEARN S EXP SEXP
```

Source	SS	df	MS	Number of obs = 500		
Model	21.254031	3	7.08467699	F( 3, 496)	=	26.75
Residual	131.345189	496	.264808848	Prob > F	=	0.0000
Total	152.59922	499	.30581006	R-squared	=	0.1393
				Adj R-squared	=	0.1341
				Root MSE	=	.5146

  

LGEARN	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
S	.0843417	.0208594	4.04	0.000	.0433581	.1253253
EXP	.0234143	.0433233	0.54	0.589	-.0617055	.1085341
SEXP	.0012184	.0030019	0.41	0.685	-.0046796	.0071165
_cons	1.308507	.3332092	3.93	0.000	.6538312	1.963182

Взаимоотношение переменных *SEXP* определяется как произведение *S* и *EXP*, и регрессия выполняется снова, включая эту переменную.

# ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

```
. reg LGEARN S EXP
```

LGEARN	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
S	.0916942	.0103338	8.87	0.000	.0713908	.1119976
EXP	.0405521	.009692	4.18	0.000	.0215098	.0595944
_cons	1.199799	.1980634	6.06	0.000	.8106537	1.588943

```
. gen SEXP = S*EXP
```

```
. reg LGEARN S EXP SEXP
```

LGEARN	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
S	.0843417	.0208594	4.04	0.000	.0433581	.1253253
EXP	.0234143	.0433233	0.54	0.589	-.0617055	.1085341
SEXP	.0012184	.0030019	0.41	0.685	-.0046796	.0071165
_cons	1.308507	.3332092	3.93	0.000	.6538312	1.963182

Коэффициент обучения упал. Теперь он изменил свое значение. В настоящее время оценивается влияние дополнительного учебного года для тех, кто не имеет опыта работы.

# ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

```
. reg LGEARN S EXP
```

-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----
LGEARN	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
-----+-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----
S	.0916942	.0103338	8.87	0.000	.0713908	.1119976
EXP	<b>.0405521</b>	.009692	4.18	0.000	.0215098	.0595944
_cons	1.199799	.1980634	6.06	0.000	.8106537	1.588943
-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----

```
. gen SEXP = S*EXP
```

```
. reg LGEARN S EXP SEXP
```

-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----
LGEARN	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
-----+-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----
S	.0843417	.0208594	4.04	0.000	.0433581	.1253253
EXP	<b>.0234143</b>	.0433233	0.54	0.589	-.0617055	.1085341
SEXP	.0012184	.0030019	0.41	0.685	-.0046796	.0071165
_cons	1.308507	.3332092	3.93	0.000	.6538312	1.963182
-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----

Коэффициент опыта резко упал. Его значение так же изменилось. Теперь это относится к людям без обучения, и каждый человек в выборке имел не менее 8 лет опыта.

# ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

```
. reg LGFEARN S EXP
```

LGFEARN	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
S	.0916942	.0103338	8.87	0.000	.0713908 .1119976
EXP	.0405521	.009692	4.18	0.000	.0215098 .0595944
_cons	1.199799	.1980634	6.06	0.000	.8106537 1.588943

```
. gen SEXP = S*EXP
```

```
. reg LGFEARN S EXP SEXP
```

LGFEARN	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
S	.0843417	.0208594	4.04	0.000	.0433581 .1253253
EXP	.0234143	.0433233	0.54	0.589	-.0617055 .1085341
SEXP	.0012184	.0030019	0.41	0.685	-.0046796 .0071165
_cons	1.308507	.3332092	3.93	0.000	.6538312 1.963182

Коэффициент *SEXP* показывает, что коэффициент школьного обучения падает на 0.0012, that is, 0.12 процента за каждый дополнительный год работы. В равной степени это указывает на то, что коэффициент опыта падает на 0.12 процента за каждый дополнительный год обучения.

# ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

```
. sum S EXP
```

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
S	500	14.866	2.742825	8	20
EXP	500	6.444577	2.924476	0	13.92308

```
. gen S1 = S - 14.866  
. gen EXP1 = EXP - 6.445  
. gen SEXP1 = S1*EXP1
```

Теперь мы определяем  $S1$ ,  $EXP1$ , и  $SEXP1$  как соответствующее обучение, опыт и взаимодействующие переменные за вычетом средних значений и повторяем регрессии. Сначала мы используем команду `sum` (summarize) для поиска средних значений  $S$  и  $EXP$ .

# ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

```
. reg LGEARN S1 EXP1
```

Source	SS	df	MS			
Model	21.2104059	2	10.605203	Number of obs = 500		
Residual	131.388814	497	.26436381	F( 2, 497) = 40.12		
				Prob > F = 0.0000		
				R-squared = 0.1390		
				Adj R-squared = 0.1355		
				Root MSE = .51416		
LGEARN	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
S1	.0916942	.0103338	8.87	0.000	.0713908	.1119976
EXP1	.0405521	.009692	4.18	0.000	.0215098	.0595944
_cons	2.824265	.0229941	122.83	0.000	2.779088	2.869443

Вот регрессия без взаимодействия переменных. Верхняя половина вывода идентична той, когда *LGEARN* был регрессирован на *S* и *EXP*. Какие различия вы ожидаете в нижней половине?

# ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

```
. reg LGEARN S1 EXP1
```

LGEARN	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
S1	.0916942	.0103338	8.87	0.000	.0713908	.1119976
EXP1	.0405521	.009692	4.18	0.000	.0215098	.0595944
_cons	2.824265	.0229941	122.83	0.000	2.779088	2.869443

```
. reg LGEARN S EXP
```

LGEARN	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
S	.0916942	.0103338	8.87	0.000	.0713908	.1119976
EXP	.0405521	.009692	4.18	0.000	.0215098	.0595944
_cons	1.199799	.1980634	6.06	0.000	.8106537	1.588943

Коэффициенты наклона (и их стандартные ошибки и  $t$  статистика) такие же как и раньше. Только постоянная была изменена путем вычитания средней из  $S$  и  $EXP$ .



# ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

```
. reg LGEARN S1 EXP1
```

LGEARN	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
S1	.0916942	.0103338	8.87	0.000	.0713908 .1119976
EXP1	.0405521	.009692	4.18	0.000	.0215098 .0595944
_cons	2.824265	.0229941	122.83	0.000	2.779088 2.869443

```
. reg LGEARN S EXP
```

LGEARN	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
S	.0916942	.0103338	8.87	0.000	.0713908 .1119976
EXP	.0405521	.009692	4.18	0.000	.0215098 .0595944
_cons	1.199799	.1980634	6.06	0.000	.8106537 1.588943

$$e^{1.20} = 3.32$$

В исходном описании постоянные оценки предсказывали *LGEARN* когда *S* = 0 и *EXP* = 0. Это подразумевает почасовой доход от  $e^{1.20} = \$3.32$  Сомнительно, имеет ли это значение.

# ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

```
. reg LGEARN S1 EXP1
```

LGEARN	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
S1	.0916942	.0103338	8.87	0.000	.0713908 .1119976
EXP1	.0405521	.009692	4.18	0.000	.0215098 .0595944
_cons	2.824265	.0229941	122.83	0.000	2.779088 2.869443

$$e^{2.82} = 16.78$$

```
. reg LGEARN S EXP
```

LGEARN	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
S	.0916942	.0103338	8.87	0.000	.0713908 .1119976
EXP	.0405521	.009692	4.18	0.000	.0215098 .0595944
_cons	1.199799	.1980634	6.06	0.000	.8106537 1.588943

$$e^{1.20} = 3.32$$

В пересмотренном описании постоянные оценки прогнозировали *LGEARN* когда *S1* = 0 и *EXP1* = 0, то есть когда *S* и *EXP* являлись их выборочными средними. Это подразумевает почасовой доход  $e^{2.82} = \$16.78$ . Это имеет смысл.

# ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

```
. reg LGGEARN S1 EXP1 SEXP1
```

Source	SS	df	MS			
Model	21.2540309	3	7.08467697	Number of obs =	500	
Residual	131.345189	496	.264808848	F( 3, 496) =	26.75	
Total	152.59922	499	.30581006	Prob > F =	0.0000	
				R-squared =	0.1393	
				Adj R-squared =	0.1341	
				Root MSE =	.5146	

  

LGGEARN	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
S1	.092194	.0104156	8.85	0.000	.0717299	.1126581
EXP1	.0415275	.0099934	4.16	0.000	.0218929	.0611621
SEXP1	.0012184	.0030019	0.41	0.685	-.0046796	.0071165
_cons	2.829957	.0269497	105.01	0.000	2.777008	2.882907

Вот результаты регрессии с использованием *S* и *EXP* с вычтенными средними и взаимодействующими постоянными. Верхняя половина вывода идентична первой, когда *LGGEARN* был регрессирован на *S*, *EXP*, и *SEXP*.

# ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

```
. reg LGEARN S1 EXP1 SEXP1
```

LGEARN	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
S1	.092194	.0104156	8.85	0.000	.0717299	.1126581
EXP1	.0415275	.0099934	4.16	0.000	.0218929	.0611621
SEXP1	.0012184	.0030019	0.41	0.685	-.0046796	.0071165
_cons	2.829957	.0269497	105.01	0.000	2.777008	2.882907

```
. reg LGEARN S EXP SEXP
```

LGEARN	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
S	.0843417	.0208594	4.04	0.000	.0433581	.1253253
EXP	.0234143	.0433233	0.54	0.589	-.0617055	.1085341
SEXP	.0012184	.0030019	0.41	0.685	-.0046796	.0071165
_cons	1.308507	.3332092	3.93	0.000	.6538312	1.963182

Однако нижняя половина отличается. Коэффициенты *S1* и *EXP1* измеряют эффекты этих переменных для среднего значения другой переменной, то есть для «типичного» индивида. Коэффициенты *S* и *EXP* измеряют их эффекты, когда другая переменная равна нулю.

# ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

```
. reg LGEARN S1 EXP1 SEXP1
```

LGEARN	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
S1	.092194	.0104156	8.85	0.000	.0717299	.1126581
EXP1	.0415275	.0099934	4.16	0.000	.0218929	.0611621
SEXP1	.0012184	.0030019	0.41	0.685	-.0046796	.0071165
_cons	2.829957	.0269497	105.01	0.000	2.777008	2.882907

```
. reg LGEARN S EXP SEXP
```

LGEARN	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
S	.0843417	.0208594	4.04	0.000	.0433581	.1253253
EXP	.0234143	.0433233	0.54	0.589	-.0617055	.1085341
SEXP	.0012184	.0030019	0.41	0.685	-.0046796	.0071165
_cons	1.308507	.3332092	3.93	0.000	.6538312	1.963182

Обратите внимание, что коэффициент взаимодействия постоянной один и тот же.

# ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

```
. reg LGEARN S1 EXP1 SEXP1
```

LGEARN	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
S1	.092194	.0104156	8.85	0.000	.0717299	.1126581
EXP1	.0415275	.0099934	4.16	0.000	.0218929	.0611621
SEXP1	.0012184	.0030019	0.41	0.685	-.0046796	.0071165
_cons	2.829957	.0269497	105.01	0.000	2.777008	2.882907

```
. reg LGEARN S EXP SEXP
```

LGEARN	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
S	.0843417	.0208594	4.04	0.000	.0433581	.1253253
EXP	.0234143	.0433233	0.54	0.589	-.0617055	.1085341
SEXP	.0012184	.0030019	0.41	0.685	-.0046796	.0071165
_cons	1.308507	.3332092	3.93	0.000	.6538312	1.963182

Как и прежде, он измеряет изменение коэффициента школьного обучения на единицу (один год) с изменением опыта и не влияет на извлечение средней. Он также измеряет изменение коэффициента опыта на единицу изменения в школьном обучении.

# ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

```
. reg LGEARN S1 EXP1
```

LGEARN	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
S1	.0916942	.0103338	8.87	0.000	.0713908	.1119976
EXP1	.0405521	.009692	4.18	0.000	.0215098	.0595944
_cons	2.824265	.0229941	122.83	0.000	2.779088	2.869443

```
. reg LGEARN S1 EXP1 SEXP1
```

LGEARN	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
S1	.092194	.0104156	8.85	0.000	.0717299	.1126581
EXP1	.0415275	.0099934	4.16	0.000	.0218929	.0611621
SEXP1	.0012184	.0030019	0.41	0.685	-.0046796	.0071165
_cons	2.829957	.0269497	105.01	0.000	2.777008	2.882907

С помощью переменных с вычтенным средним мы можем более четко видеть влияние включения взаимодействия постоянных.

# ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

```
. reg LGEARN S1 EXP1
```

LGEARN	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
S1	.0916942	.0103338	8.87	0.000	.0713908	.1119976
EXP1	.0405521	.009692	4.18	0.000	.0215098	.0595944
_cons	2.824265	.0229941	122.83	0.000	2.779088	2.869443

```
. reg LGEARN S1 EXP1 SEXP1
```

LGEARN	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
S1	.092194	.0104156	8.85	0.000	.0717299	.1126581
EXP1	.0415275	.0099934	4.16	0.000	.0218929	.0611621
SEXP1	.0012184	.0030019	0.41	0.685	-.0046796	.0071165
_cons	2.829957	.0269497	105.01	0.000	2.777008	2.882907

Если мы предположим, что он должен быть в модели, то не включая его, мы мало повлияем на коэффициенты обучения и опыта.



# ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ НЕЗАВИСИМЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

```
. reg LGEARN S EXP
```

LGEARN	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
S	.0916942	.0103338	8.87	0.000	.0713908	.1119976
EXP	.0405521	.009692	4.18	0.000	.0215098	.0595944
_cons	1.199799	.1980634	6.06	0.000	.8106537	1.588943

```
. reg LGEARN S EXP SEXP
```

LGEARN	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
S	.0843417	.0208594	4.04	0.000	.0433581	.1253253
EXP	.0234143	.0433233	0.54	0.589	-.0617055	.1085341
SEXP	.0012184	.0030019	0.41	0.685	-.0046796	.0071165
_cons	1.308507	.3332092	3.93	0.000	.6538312	1.963182

Для сравнения здесь снова приведены соответствующие результаты с исходными переменными, где введение взаимодействия постоянных оказывает гораздо больший эффект.