

Время на сон: зависимость от количества рабочих часов и влияние на зарплату

Мишалкин Иван

*Примечание: все намере таблицы и листингов - ссылки на эти таблицы и листинги в приложении. Для возврата Alt+"←"(Adobe)

1 Введение

Одна из проблем микроэкономики связана с определением предложения на рынке труда. Обычно, предполагается, что индивид выбирает между зарабатыванием денег и их тратой. В этой работе мы рассмотрим выбор индивида между тратой времени на работу и на сон. Время ограничено рассматриваемым периодом(неделя). Также будет проведен анализ влияния выбранного времяпрепровождения (выбор между работой и сном) на доход, получаемый индивидом.

2 Описание данных

Данные взяты из статьи "Sleep and the Allocation of Time"¹. Изначально в датасете содержалось 539 наблюдений с 33 переменными, однако в данных, где `inlf` равно нулю, `hrwage` равен пропущенным значениям. Это логично, однако часы работы у таких индивидов ненулевые, что можно интерпретировать как поиск работы, но в таком случае не ясно, как интерпретировать ненулевые часы на неосновной работе. Скорее всего, это ошибка в регистрации данных, поэтому мы исключим данные с пропущенным значением `hrwage`. Тогда останутся наблюдения с `inlf` равным единице(всего 405, Таблица 3). Исключаем эту переменную из наших данных, так как она не добавляет никакой информации. В таблице 4 содержится описание данных.

3 Методология

3.1 Модель зависимости затрачиваемого на сон от заработка и демографических показателей

Для построения моделей, мы будем пользоваться линейной регрессией. Первая модель включает все базовые регрессоры, которые имеет смысл включать.

¹Biddle and Hamermesh (1990), "Sleep and the Allocation of Time", Journal of Political Economy, Vol. 98, pp. 922-943

Базовая модель

$$\text{sleep}_t = \alpha + \beta_1 \text{age}_t + \beta_2 \text{educ}_t + \beta_3 \text{hrwage}_t + \beta_4 \text{earns74}_t + \beta_5 \text{lothinc}_t + \beta_6 \text{spsepay}_t + \beta_7 \text{black}_t + \beta_8 \text{clerical}_t + \beta_9 \text{construc}_t + \beta_{10} \text{gdhlth}_t + \beta_{11} \text{smsa}_t + \beta_{12} \text{male}_t + \beta_{13} \text{marr}_t + \beta_{14} \text{yrsmarr}_t + \beta_{15} \text{prot}_t + \beta_{16} \text{selfe}_t + \beta_{17} \text{south}_t + \beta_{18} \text{union}_t + \beta_{19} \text{yngkid}_t + \beta_{20} \text{totwrk}_t + \beta_{21} \text{spwrk75}_t$$

Мы знаем, что модель можно улучшить, например, прологарифмировав заработную плату. Это приблизит распределение к нормальному. Сделав переменную возраст не линейной, а квадратичной, мы сможем уловить убывающий предельный эффект возраста на сон. Или же мы можем добавить переменную опыт работы (exper), но в этом случае нам необходимо будет исключить age и educ, чтобы избежать проблем с коллинеарностью регрессоров. Чтобы выяснить какая из модификаций лучше (нелинейный возраст или опыт работы), воспользуемся J-тестом (Листинг 1)

Листинг 1: J Test

J test

Model 1: sleep ~ age + agesq + educ + lhrwage + earns74 + lothinc + spsepay + black + clerical + construc + gdhlth + smsa + male + marr + yrsmarr + prot + selfe + south + union + yngkid + totwrk

Model 2: sleep ~ lhrwage + earns74 + lothinc + spsepay + black + clerical + construc + gdhlth + smsa + male + marr + yrsmarr + prot + selfe + south + union + yngkid + totwrk + exper

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
M1 + fitted (M2)	-0.14303	0.02414	-5.9259	6.928e-09 ***
M2 + fitted (M1)	1.00000	0.64924	1.5403	0.1243

Signif. codes: 0 *** 0.001 ** 0.01 * 0.05 . 0.1 1

Мы увидим, что первая модель значимо улучшается при добавлении предсказанных второй моделью значений, значит мы будем использовать модель с опытом работы. Также имеет смысл добавить перекрестные эффекты, так мы предполагаем, что человек имеющий ребенка или состоящий в браке, а также мужчина, как глава семьи, более чувствителен к заработной плате, и такой человек будет жертвовать большим количеством сна ради поддержания определенного уровня дохода. Три новых регрессора в нашей модели: $\text{lhrwage} * \text{yngkid} + \text{lhrwage} * \text{marr} + \text{lhrwage} * \text{male}$. Наша модель получилась довольно сложной и имеет большое количество незначимых регрессоров (Таблица 5). Последовательным исключением переменных выясним, какова наилучшая модель. Делать это можно вручную, поочередно исключая самую незначимую переменную и сравнивая F статистику с критической, но гораздо быстрее проделать это с помощью команды stepAIC в R. В итоге, наилучшей моделью оказалась следующая:

$$\text{sleep}_t = \alpha + \beta_1 \text{lhrwage}_t + \beta_2 \text{spsepay}_t + \beta_3 \text{marr}_t + \beta_4 \text{yrsmarr}_t + \beta_5 \text{selfe}_t + \beta_6 \text{totwork}_t + \beta_7 \text{exper}_t + \beta_8 \text{lhrwage} * \text{marr}_t$$

Пока что рано говорить о качестве модели, так как это не последнее преобразование, но на данном шаге, мы можем сказать, что R^2_{adj} увеличился по сравнению с последней моделью с 0.116 до 0.131. Следующим шагом определим, ту ли спецификацию модели мы выбрали, не лучше ли прологарифмировать обе части и перейти к эластичностям вместо предельных эффектов (коэффициент β будет показывать эластичность sleep по определенному регрессору). Для этого воспользуемся PE-тестом (Листинг 2)

PE test

Model 1: $\text{sleep} \sim \text{lhrwage} + \text{spsepay} + \text{marr} + \text{yrsmarr} + \text{selfe} + \text{totwrk} + \text{exper} + \text{lhrwage}:\text{marr}$

Model 2: $\log(\text{sleep}) \sim \text{lhrwage} + \log(\text{spsepay} + 1) + \text{marr} + \log(\text{yrsmarr} + 0.01) + \text{selfe} + \log(\text{totwrk} + 0.01) + \log(\text{exper}) + \log(\text{lhrwage} * \text{marr} + 1e-04)$

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
M1 + log (fit (M1))—fit (M2)	740.92	1101.9	0.6724	0.5017
M2 + fit (M1)—exp (fit (M2))	0.00	0.0	6.0043	4.41e—09 ***

Signif. codes:	0	***	0.001	**	0.01	*	0.05	.	0.1	1
----------------	---	-----	-------	----	------	---	------	---	-----	---

Как видно из результатов теста, линейная спецификация корректна и добавление к ней результатов прологарифмированной модели не улучшает ее свойства.

Теперь взглянем на модель с точки зрения не статистики, а бытового опыта. Несмотря на то, что коэффициент при дамми-переменной yngkid (наличие ребенка до 3-х лет) незначим, стоит включить его в модель, причем с кросс-эффектом на доход. Также можно посмотреть, есть ли другие значимые кросс-эффекты. Сначала для переменной marr (Таблица 6). Судя по таблице значим только кросс-эффект с lhrwage . Теперь сделаем то же самое для yngkid (Таблица 7). Судя по данной регрессии достаточно значим оказывается кросс эффект на параметр selfe . Проверим, стоит ли включать новую переменную с помощью теста Чоу.

Листинг 3: Тест Чоу для selfe

```
$ 'F-stat '
[1] 4.27492

$ 'P-value '
[1] 0.03932948
```

Добавление дамми-переменной selfe значимо улучшает модель.

Итак, итоговая регрессия получается следующего вида:

$$\text{sleep}_t = \alpha + \beta_1 \text{lhrwage}_t + \beta_2 \text{spsepay}_t + \beta_3 \text{marr}_t + \beta_4 \text{yrsmarr}_t + \beta_5 \text{selfe}_t + \beta_6 \text{totwork}_t + \beta_7 \text{exper}_t + \beta_8 \text{lhrwage} * \text{marr}_t + \beta_9 \text{lothinc}_t + \beta_{10} \text{selfe} * \text{yngkid}_t$$

Все коэффициенты итоговой регрессии в таблице 8. R_{adj}^2 стал равен 1.34, что даже больше, чем после удаления незначимых коэффициентов. Теперь проверим нашу модель на мультиколлинеарность. Ниже приведена таблица(1) со значением VIF и названием регрессора. Популярная граница для VIF - 10 (Источник). Как видно из таблицы, значения ViF некоторых переменных находятся на границе с 10. Это может наводить на мысль о мультиколлинеарности и желательности робастных оценок. скорректированные коэффициенты представлены в таблице 9.

Также можно провести тест на наличие пропущенных переменных(RESET-test), чтобы понять, все ли мы учли, что необходимо(Листинг 4)

Судя по тесту, в модели есть проблема, связанная с пропущенными переменными, однако конечная модель в этом плане лучше, чем модель до уменьшения количества регрессоров(Листинг 5)

Таблица 1: Мультиколлинеарность (VIF)

lhrwage	spsepay	marr	yrs marr	selfe	totwrk	exper	yngkid	lothinc
5.121	1.272	6.665	2.160	1.147	1.118	1.700	9.519	1.383
lhrwage:marr	lhrwage:yngkid	selfe:yngkid						
10.331	9.260	1.296						

Листинг 4: RESET Test на итоговой модели

```
RESET test

data:  final.model
RESET = 1.2695, df1 = 2, df2 = 390, p-value = 0.2821
```

Листинг 5: RESET Test на модели до сокращения количества регрессоров

```
RESET test

data:  model3
RESET = 0.75852, df1 = 2, df2 = 380, p-value = 0.4691
```

3.2 Модель зависимости заработной платы от времени затрачиваемого на сон и демографических показателей

В данной модели мы будем предсказывать логарифмированную заработную плату индивида, так как известно, что это помогает снизить эффект от выбросов, а также приблизить распределение к нормальному. Базовая модель выглядит следующим образом:

Базовая модель

$$\text{lhrwage}_t = \alpha + \beta_1 \text{age}_t + \beta_2 \text{educ}_t + \beta_3 \text{sleep}_t + \beta_4 \text{earns74}_t + \beta_5 \text{spwrk75}_t + \beta_6 \text{spsepay}_t + \beta_7 \text{black}_t + \beta_8 \text{clerical}_t + \beta_9 \text{construc}_t + \beta_{10} \text{gdhlth}_t + \beta_{11} \text{smsa}_t + \beta_{12} \text{male}_t + \beta_{13} \text{marr}_t + \beta_{14} \text{yrs marr}_t + \beta_{15} \text{prot}_t + \beta_{16} \text{selfe}_t + \beta_{17} \text{south}_t + \beta_{18} \text{union}_t + \beta_{19} \text{yngkid}_t + \beta_{20} \text{worknrm}_t$$

Как и в предыдущей задаче нам необходимо выяснить, как улучшить модель, добавить нелинейный член, чтобы показать убывающий предельный эффект возраста на заработную плату или добавить коррелирующий с возрастом регрессор - опыт работы. Также может быть оправдана замена регрессоров `sleep` и `worknrm` на `leis3`.

Вторая модель статистически значимо улучшается при добавлении предсказанных первой моделью значений, значит, стоит использовать возраст, как нелинейный регрессор.

По результатам второго J теста сложно сказать что-то определенное, но мы будем пользоваться моделью с переменной `leis3`, чтобы избежать возможных проблем с корреляцией `sleep` и `worknrm`. Данные по данной регрессии представлены в таблице 10 Основываясь на жизненном опыте добавим в нашу модель перекрестные эффекты. Можно предположить, что возраст по-разному влияет на зарплату для мужчин и женщин. А также пол может влиять на оплату труда в зависимости от времени проводимого на работе. То же можно сказать и про регрессор `black`. Чтобы решить, какие переменные оставить, сначала

Листинг 6: J Test

J test

Model 1: lhrwage ~ age + agesq + educ + sleep + earns74 + spsepay + black + clerical + construc + gdhlth + smsa + +male + marr + yrsmarr + prot + selfe + south + spwrk75 + union + yngkid + worknrm

Model 2: lhrwage ~ exper + sleep + earns74 + spsepay + black + clerical + construc + gdhlth + smsa + +male + marr + yrsmarr + prot + selfe + south + spwrk75 + union + yngkid + worknrm

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
M1 + fitted (M2)	3e-05	0.00003	1.1291	0.2596
M2 + fitted (M1)	1e+00	0.20056	4.9861	9.347e-07 ***

Signif. codes:	0	***	0.001	**	0.01	*	0.05	.	0.1	1
----------------	---	-----	-------	----	------	---	------	---	-----	---

Листинг 7: J Test

J test

Model 1: lhrwage ~ age + agesq + educ + sleep + earns74 + spsepay + black + clerical + construc + gdhlth + smsa + male + marr + yrsmarr + prot + selfe + south + spwrk75 + union + yngkid + worknrm

Model 2: lhrwage ~ age + agesq + educ + earns74 + spsepay + black + clerical + construc + gdhlth + smsa + male + marr + yrsmarr + prot + selfe + south + spwrk75 + union + yngkid + leis3

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
M1 + fitted (M2)	-5.8664	5.4018	-1.0860	0.2782
M2 + fitted (M1)	1.4827	1.1479	1.2917	0.1972

добавим их, а затем будем поочередно удалять. Модель, получившаяся после удаления неинформационных регрессоров представлена в таблице 11. В соответствии с экономической теории, в полученной модели не хватает регрессора union, ведь известно, что профсоюзам удается достичь выплаты более высокой заработной платы.

Проверим модель на пропущенные переменные (Листинг 8). Достаточно плохой результат. Выброшенные ранее переменные оказались важны. После восстановления регрессоров в модели (таблица 13) также присутствуют пропущенные переменные, однако p-value снизился (Листинг 9)

Листинг 8: RESET Test

RESET test

data: reg06
RESET = 0.82435, df1 = 2, df2 = 388, p-value = 0.4393

Проверим модель на мультиколлинеарность (Таблица 2). Очевидно, что в данной модели мультиколлинеарность присутствует, поэтому для этой модели требуются робастные оценки (Таблица 12)

RESET test

data: reg07

RESET = 1.7331, df1 = 2, df2 = 383, p-value = 0.1781

Таблица 2: Мультиколлинеарность (VIF)

age	agesq	educ	earns74	spsepay	black	clerical	construc	gdhlth	male
68.821	67.618	1.293	1.422	1.814	37.116	1.290	1.041	1.106	33.979
yrrsmarr	selfe	leis3	union	marr	prot	south	male:leis3	black:leis3	
2.272	1.062	2.336	1.113	1.925	1.101	1.094	31.196	37.351	

4 Результаты

Наилучшим образом удастся объяснить время сна следующими регрессорами: логарифм зарплаты, доход супруги(-а), дамми-переменная в браке ли человек, количество лет в браке, работает ли индивид на себя, общее число рабочих часов, опыт работы, логарифм дохода из прочих источников и кросс-эффекты брака на зарплату и наличие ребенка до 3-х лет одновременно с работой на себя (сон уменьшается приблизительно на 468 часов). Предельные эффекты- коэффициенты при регрессорах, кроме тех, что под логарифмом и с кросс-эффектами. Для регрессоров под логарифмом, чтобы посчитать предельный эффект необходимо коэффициент поделить на значение регрессора (потенцированного) в точках. Можно взять средний предельный эффект, поделив коэффициент на среднее значение регрессора. Так для зарплаты будет два предельных эффекта, для тех, кто в браке и тех, кто нет.

Для второй модели наилучшим образом подобранные регрессоры - это нелинейный член возраст, количество лет обучения, дамми переменная, работал ли супруг(-а) в прошлом году, а также его(ее) заработок в том году, цвет кожи, работает ли в офисе, на производстве, на себя, хорошее ли у индивида здоровье, пол, замужем(женат), количество лет в браке, количество свободного времени, состоит ли в профсоюзе, житель юга, является ли протестантом, а также два кросс-эффекта: пол на свободное время и цвет кожи на свободное время. Так как объясняемая переменная под логарифмом, то коэффициенты перед регрессорами показывают полуэластичность. Чтобы получить предельный эффект необходимо коэффициент домножить на $hrwage$. Чтобы посчитать средний предельный эффект можно коэффициент домножить на среднюю $hrwage$. Кроме того, так как возраст нелинейны регрессор, то для нахождения предельного эффекта необходимо посчитать следующую формулу: $(\beta_1 + 2 * \beta_2 agesq_t) * hrwage_t$. А также предельный эффект различен для мужчин и негроидов по регрессору $leis3$, к коэффициенту при $leis3$ необходимо прибавить коэффициент при перекрестном эффекте с полом для мужчин и при перекрестным эффектом с цветом кожи для негроидов соответственно.

Обе модели недостаточно хороши для прогнозирования. Первая модель объясняет всего 13% дисперсии. Вторая модель лучше и объясняет 45% дисперсии. Однако мы можем проследить направления изменений в сне и в доходе в зависимости изменения различных факторов. Так для первой модели, время сна меньше, если доход супруга(-и) увеличивается (коэффициент не значим на 5% уровне), индивид работает на себя, количество рабочих часов увеличилось, есть маленький ребенок, если растет зарплата у индивида в браке и если у человек работает на себя при том, что у него есть маленький ребенок. И, наоборот, увеличивается, если растет зарплата (но неженат), если увеличивается опыт, растет доход и других источников (коэффициент незначим) и увеличивается зарплата при том, что есть маленький ребенок.

Из второй модели зарплата больше: с возрастом, но с каждым годом все меньше, при большем количестве лет обучения, большем заработке в прошлом году, меньших тратах супруга(-и), если не негроид, если приписан к какой-либо SMSA, если женщина (коэффициент незначим), при большем количестве лет в браке, если не работает на себя, при меньшем количестве отдыха, если женщина и при большем количестве отдыха, если негроид.

5 Приложение

Таблица 3: Описание переменных

Переменная	Описание
rlxall	сколько минут тратит на сон и личные дела
sleep	сколько минут тратит на сон в неделю
slpnaps	то же, но включая дневной короткий сон
totwrk	сколько минут проводит за работой в неделю
worknrm	сколько минут тратит на работу по основному месту работы
workscnd	сколько минут тратит на работу по не основному месту
age	возраст, полных лет
educ	лет потрачено на образование
hrwage	почасовая зарплата
earns74	трудовой доход за прошлый год
lothinc	логарифм дохода из прочих источников (если есть)
spsepay	доход супруги(-а) по основному месту работы
black	1, если афроамериканец
clerical	1, если офисный работник
construc	1, если производственный рабочий
gdhlth	1, если хорошее здоровье
inlf	1, если в рабочей силе
smsa	1, если приписан к какой-либо SMSA
male	1, если мужского пола
marr	1, если в браке
yrsmarr	сколько лет в браке
prot	1, если протестант
selfe	1, если работает в собственном деле
south	1, если житель юга
spwrk75	1, если супруг(-а) работает
union	1, если член профсоюза
yngkid	1, если есть дети младше 3 лет
exper	вспомогательная переменная, $age - educ - 6$
lhrwage	вспомогательная переменная, $\log(hrwage)$
leis1	вспомогательная переменная, $sleep - totwrk$
leis2	вспомогательная переменная, $slpnaps - totwrk$
leis3	вспомогательная переменная, $rlxall - totwrk$
agesq	вспомогательная переменная, age^2

Таблица 4: Описание данных

Statistic	N	Mean	St. Dev.	Min	Max
age	405	38.899	11.571	23	65
black	405	0.049	0.217	0	1
clerical	405	0.195	0.397	0	1
construc	405	0.032	0.176	0	1
educ	405	12.679	2.691	1	17
earns74	405	9,688.889	8,553.928	0	42,500
gdhlth	405	0.884	0.321	0	1
leis1	405	4,670.232	868.360	2,140	7,335
leis2	405	4,548.817	868.517	2,140	7,297
leis3	405	4,498.141	868.454	2,140	7,282
smsa	405	0.393	0.489	0	1
lhrwage	405	1.417	0.636	−0.673	3.570
lothinc	405	6.458	4.034	0.000	10.657
male	405	0.548	0.498	0	1
marr	405	0.812	0.391	0	1
prot	405	0.677	0.468	0	1
rlxall	405	3,439.889	515.833	1,905	6,110
selfe	405	0.077	0.266	0	1
sleep	405	3,267.798	416.819	1,905	4,695
slpnaps	405	3,389.212	493.727	1,905	6,110
south	405	0.210	0.408	0	1
spsepay	405	5,250.494	7,501.976	0	50,000
spwrk75	405	0.523	0.500	0	1
totwrk	405	2,141.970	907.177	0	5,020
union	405	0.225	0.418	0	1
worknrm	405	2,113.768	905.887	0	5,020
workscnd	405	28.202	144.836	0	1,337
exper	405	20.220	12.479	1	55
yngkid	405	0.133	0.340	0	1
yrsmarr	405	11.373	11.585	0	43
hrwage	405	5.045	3.705	0.510	35.510
agesq	405	1,646.672	970.308	529	4,225
totinc	405	18,426.460	14,030.230	1.000	123,327.200
ltotinc	405	9.465	1.311	0.000	11.723

Таблица 5: Расширенная модель с перекрестными эффектами

	<i>Dependent variable:</i>
	sleep
lhrwage	88.457 (80.113)
earns74	−0.001 (0.003)
lothinc	−0.850 (6.593)
spsepay	−0.003 (0.004)
black	7.347 (93.187)
clerical	14.597 (56.381)
construc	93.893 (113.080)
gdhlth	−74.693 (64.361)
smsa	−33.502 (43.561)
male	3.836 (118.695)
marr	419.404*** (133.251)
yrsmarr	−4.107 (2.525)
prot	−46.735 (44.657)
selfe	−103.294 (77.554)
south	51.202 (51.509)
union	−23.018 (48.794)
yngkid	−194.526 (170.273)
totwrk	−0.144*** (0.025)
exper	4.289** (2.125)
lhrwage:yngkid	152.376 (105.623)
lhrwage:marr	−159.939** (81.267)
lhrwage:male	15.562 (76.136)
Constant	3,375.968***

	(149.107)
Observations	405
R ²	0.164
Adjusted R ²	0.116
Residual Std. Error	391.911 (df = 382)
F Statistic	3.408*** (df = 22; 382)
<i>Note:</i>	*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Таблица 6: Кросс-эффект marr

	<i>Dependent variable:</i>	
	sleep	
	(1)	(2)
lhrwage	99.840 (68.835)	103.577 (71.949)
spsepay	−0.005* (0.003)	−0.005 (0.003)
marr	454.737*** (127.755)	284.602 (211.034)
yrs marr	−4.640* (2.455)	−4.961* (2.720)
selfe	−101.222 (74.097)	−47.004 (179.269)
totwrk	−0.147*** (0.022)	−0.199*** (0.058)
exper	4.441** (2.022)	3.042 (3.313)
yngkid	−164.028 (164.777)	−165.118 (166.271)
lothinc	−0.239 (5.640)	−5.756 (12.636)
lhrwage:marr	−171.403** (78.052)	−177.617** (81.908)
lhrwage:yngkid	133.874 (102.948)	135.478 (103.783)
marr:lothinc		6.304 (14.179)
spsepay:marr		
marr:selfe		−54.543 (197.384)
marr:totwrk		0.060 (0.063)

marr:exper		1.901 (4.176)
Constant	3,264.015*** (124.737)	3,408.153*** (187.621)
Observations	405	405
R ²	0.153	0.155
Adjusted R ²	0.129	0.123
Residual Std. Error	389.025 (df = 393)	390.449 (df = 389)
F Statistic	6.435*** (df = 11; 393)	4.761*** (df = 15; 389)
<i>Note:</i> *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01		

Таблица 7: Кросс-эффект yngkid

	<i>Dependent variable:</i>	
	sleep	
	(1)	(2)
lhrwage	99.840 (68.835)	107.133 (69.004)
spsepay	−0.005* (0.003)	−0.005* (0.003)
marr	454.737*** (127.755)	458.847*** (128.921)
yrs marr	−4.640* (2.455)	−4.740* (2.461)
selfe	−101.222 (74.097)	−55.520 (78.064)
totwrk	−0.147*** (0.022)	−0.152*** (0.024)
exper	4.441** (2.022)	4.591** (2.036)
yngkid	−164.028 (164.777)	100.112 (294.795)
lothinc	−0.239 (5.640)	1.117 (6.202)
lhrwage:marr	−171.403** (78.052)	−176.017** (78.238)
lhrwage:yngkid	133.874 (102.948)	73.102 (111.335)
yngkid:lothinc		−8.429 (15.752)
spsepay:yngkid		−0.002 (0.012)
selfe:yngkid		−493.051* (265.090)
totwrk:yngkid		0.016 (0.071)

exper:yngkid		−12.233 (14.155)
Constant	3,264.015*** (124.737)	3,251.975*** (126.666)
Observations	405	405
R ²	0.153	0.162
Adjusted R ²	0.129	0.127
Residual Std. Error	389.025 (df = 393)	389.361 (df = 388)
F Statistic	6.435*** (df = 11; 393)	4.687*** (df = 16; 388)
<i>Note:</i> *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01		

Таблица 8: Итоговая модель

	<i>Dependent variable:</i>
	sleep
lhrwage	104.844 (68.685)
spsepay	−0.005* (0.003)
marr	462.216*** (127.440)
yrrsmarr	−4.656* (2.448)
selfe	−57.427 (77.653)
totwrk	−0.150*** (0.022)
exper	4.431** (2.016)
yngkid	−54.033 (174.927)
lothinc	0.076 (5.626)
lhrwage:marr	−175.354** (77.850)
lhrwage:yngkid	77.830 (107.109)
selfe:yngkid	−468.454* (255.872)
Constant	3,258.795*** (124.398)
Observations	405
R ²	0.160
Adjusted R ²	0.134
Residual Std. Error	387.867 (df = 392)
F Statistic	6.214*** (df = 12; 392)

Таблица 9: Робастные оценки

	<i>Dependent variable:</i>
	sleep
lhrwage	108.848 (66.540)
spsepay	−0.006** (0.003)
marr	500.632*** (123.461)
yrsmarr	−3.544 (2.372)
selfe	−36.361 (75.228)
totwrk	−0.147*** (0.022)
exper	3.184 (1.953)
yngkid	−61.650 (169.466)
lothinc	−0.301 (5.451)
lhrwage:marr	−190.734** (75.419)
lhrwage:yngkid	87.548 (103.765)
selfe:yngkid	−510.849** (247.882)
Constant	3,251.831*** (120.514)
Observations	405
Residual Std. Error	335.263 (df = 392)
<i>Note:</i>	*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Таблица 10: Базовая модель заработной платы

	<i>Dependent variable:</i>
	lhrwage
age	0.055*** (0.017)
agesq	−0.001*** (0.0002)
educ	0.042*** (0.010)
earns74	0.00003*** (0.00000)
spsepay	−0.00001*** (0.00000)
black	−0.085 (0.113)
clerical	0.016 (0.068)
construc	0.184 (0.136)
gdhlth	−0.081 (0.077)
smsa	0.127** (0.052)
male	0.409*** (0.063)
marr	0.067 (0.090)
yrsmarr	0.005 (0.003)
prot	0.068 (0.054)
selfe	−0.349*** (0.091)

south	−0.059 (0.062)
spwrk75	−0.061 (0.071)
union	0.014 (0.060)
yngkid	−0.009 (0.078)
leis3	−0.00001 (0.00003)
Constant	−0.615 (0.409)
Observations	405
R ²	0.474
Adjusted R ²	0.446
Residual Std. Error	0.473 (df = 383)
F Statistic	16.457*** (df = 21; 383)
<hr/> <i>Note:</i> *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01 <hr/>	

Таблица 11: Модель с отобранными регрессорами

	<i>Dependent variable:</i>
	lhrwage
age	0.053*** (0.017)
agesq	−0.001*** (0.0002)
educ	0.037*** (0.009)
earns74	0.00003*** (0.00000)
spsepay	−0.00001*** (0.00000)
black	−1.132* (0.652)
smsa	0.117** (0.049)
male	−0.077 (0.270)
yrs marr	0.005** (0.003)
selfe	−0.349*** (0.088)
leis3	−0.0001* (0.00004)
male:leis3	0.0001* (0.0001)
black:leis3	0.0002 (0.0001)
Constant	−0.245 (0.411)
R ²	0.472
Adjusted R ²	0.455
Residual Std. Error	0.469 (df = 391)
F Statistic	26.932*** (df = 13; 391)

Таблица 12: Вторая модель с робастными оценками

	<i>Dependent variable:</i>
	lhrwage
age	0.044*** (0.016)
agesq	−0.001*** (0.0002)
educ	0.043*** (0.009)
earns74	0.00003*** (0.00000)
spsepay	−0.00001*** (0.00000)
black	−1.377** (0.607)
clerical	−0.002 (0.062)
construc	0.216* (0.125)
gdhlth	−0.065 (0.071)
male	−0.082 (0.253)
yrsmarr	0.004 (0.003)
selfe	−0.392*** (0.084)
leis3	−0.0001* (0.00004)
union	0.017 (0.055)
marr	0.037 (0.077)

prot	0.033 (0.048)
south	−0.108* (0.055)
male:leis3	0.0001** (0.0001)
black:leis3	0.0003** (0.0001)
Constant	−0.131 (0.399)
<hr/>	
Observations	405
Residual Std. Error	0.403 (df = 385)
<hr/>	
<i>Note:</i>	*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Таблица 13: Дополненная регрессия второй модели

	<i>Dependent variable:</i>
	lhrwage
age	0.054*** (0.017)
agesq	−0.001*** (0.0002)
educ	0.042*** (0.010)
earns74	0.00003*** (0.00000)
spsepay	−0.00002*** (0.00000)
black	−1.216* (0.661)
clerical	0.016 (0.067)
construc	0.191 (0.136)
gdhlth	−0.084 (0.077)
male	−0.123 (0.275)
yrsmarr	0.004 (0.003)
selfe	−0.353*** (0.091)
leis3	−0.0001* (0.00004)
union	0.009 (0.059)
marr	0.036 (0.084)

prot	0.042 (0.053)
south	−0.097 (0.060)
male:leis3	0.0001** (0.0001)
black:leis3	0.0003* (0.0001)
Constant	−0.215 (0.434)
<hr/>	
Observations	405
R ²	0.473
Adjusted R ²	0.447
Residual Std. Error	0.473 (df = 385)
F Statistic	18.162*** (df = 19; 385)
<hr/>	
<i>Note:</i>	*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01