Федеральное бюджетное государственное образовательное учреждение высшего профессионального образования
«РОССИЙСКАЯ АКАДЕМИЯ НАРОДНОГО ХОЗЯЙСТВА
и ГОСУДАРСТВЕННОЙ СЛУЖБЫ
при ПРЕЗИДЕНТЕ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ»

ЭКОНОМИЧЕСКИЙ ФАКУЛЬТЕТ
ОТДЕЛЕНИЕ ЭКОНОМИКИ

Кафедра эконометрики

Проект по эконометрике: Исследование разрыва заработных плат между мужчинами и женщинами в Челябинской области.

Выполнили:
студенты группы СП-20
Каменская Елизавета, Новикова Валентина

Преподаватель:
Зямалов В.Е.

МОСКВА, 2022 г.

Введение и использованные данные.

В рамках курса эконометрики нам было предложено задание исследования разрыва между зарплатами у мужчин и женщин. Объектом этого исследования нашей командой была выбрана Челябинская область. Анализ будет проводиться с помощью построения линейной регрессии с соответствующими переменными. За основу мы взяли уравнение Минцера, которое далее будем преобразовывать и проверять на разных переменных. Мы использовали данные 2020-го года, предложенные национальным исследовательским университетом ВШЭ. Для более точных результатов мы постарались исключить выбросы следующим образом: нашли медиану заработных плат, вычислили межквартильный диапазон и установили границы. В следующих таблицах приведен небольшой отфильтрованный анализ населения:

	Отрасль	Мужчин (доля населения %)	Женщин (доля населения %)	Средняя ежемесячная з/п мужчин (руб/мес)	Средняя ежемесячная з/п женщин (руб/мес)	Отношение з/п женщин к з/п мужчин, %
1	Тяжелая промышленность	7(6)	3(2.6)	34285.7	25000	27
2	Транспорт, связь	11(9.4)	3(2.6)	36545.45	25000	31.6
3	Торговля, бытовое обслуживание	9(7.7)	18(15.4)	28555.5	22083.33	22.7
4	Образование	2(1.7)	10(8.5)	22000	21600	1.8
5	Легкая, пищевая промышленность	4(3.4)	3(2.6)	40750	32333.3	20.65
6	Юриспруденция	1(0.85)	1(0.85)	70000	70000	0
7	Строительство	7(6)	4(3.4)	49285.71	29500	40.14
8	Жилищно-коммунальное хоз-во	2(6)	2(6)	21500	34000	-58.14
9	Гражданское машиностроение	3(2.6)	1(0.85)	35333	50000	-41.5
10	Финансы	1(0.85)	1(0.85)	25000	35000	-40

11	**Энергетичсекая промышленность**	**2(6)**	**2(6)**	**65000**	**28500**	**56**
12	Армия, МВД	**3(2.6)**	**2(6)**	**19333.3**	**32500**	**-68.1**
13	Операции с недвижимостью	**0(0)**	**1(0.85)**		**30000**	
14	Здравоохранение	**0(0)**	**9(7.7)**	**31777**		
15	Нефть и газ	**1(0.85)**	**0(0)**	**35000**		
16	Военная промышленность	**0(0)**	**1(0.85)**		**34000**	
17	Наука, культура	**0(0)**	**2(6)**		**17500**	
18	IT	**1(0.85)**	**0(0)**	**30000**		

Всего в опросе участвовало 117 человек. Из них: 51 мужчина и 66 женщин.

Из этой таблицы видно, что самые высокие зарплаты и мужчины и женщины получают, работая в юриспруденции, самые низкие - в отрасли образования. В строительстве мужчины на 40% получают зп больше, чем женщины, женщины на 68.1% получают зп больше чем мужчины, работая в армии, так же на 58% они получают больше чем мужчины, работая в сфере ЖКХ. Также интересно отметить, что в сфере образования, здравоохранения и бытовых услуг женщин работает гораздо больше чем мужчин, чего не скажешь о сферах тяжелой промышленности и транспорта.

Мы видим, что данных достаточно мало и не для всех сфер деятельности нашлись респонденты, которые участвовали в опросе или их очень мало, это может привести к неточным результатам.

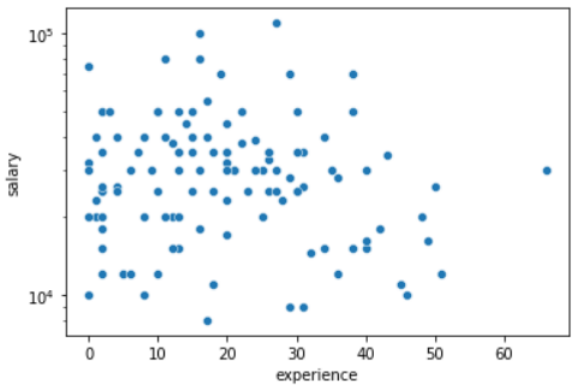
Первая построенная модель:

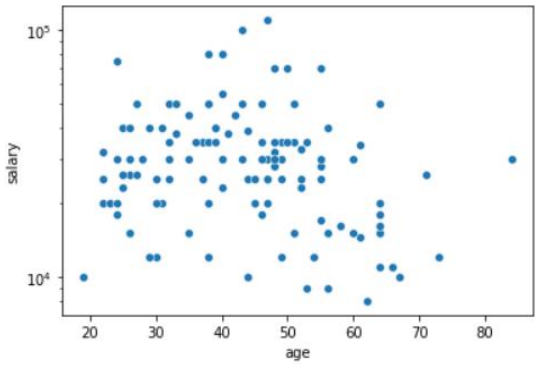
Как уже было сказано, основой нашей модели стало уравнение Минцера. Оно имеет следующий вид: $lnw = a + \alpha_1 edu + \beta_1 exp_i + \beta_2 exp^2{}_i + \gamma gend_i + \delta \text{get\_married} + u_i$

Здесь

- lnw – натуральный логарифм среднемесячной заработной платы;
- age – возраст работника;
- exp – стаж работы;
- gend – пол работника (1 – мужчина; 0 – женщина) ;
- stat– тип населенного пункта (1 – город; 0 – село)edu – уровень образования:
- edu - (1 – высшее; 0 – остальные);

Мы также протестируем еще две альтернативные модели: модель с учетом возраста и модель с учетом к-ва детей у женщин.





На диаграммах рассеяния видно, что у первой модели экспериментальные точки больше упорядочены как линейная зависимость, поэтому предполагаем, что перваяя модель окажется лучше.

МНК-оценки:

OLS Regression Results

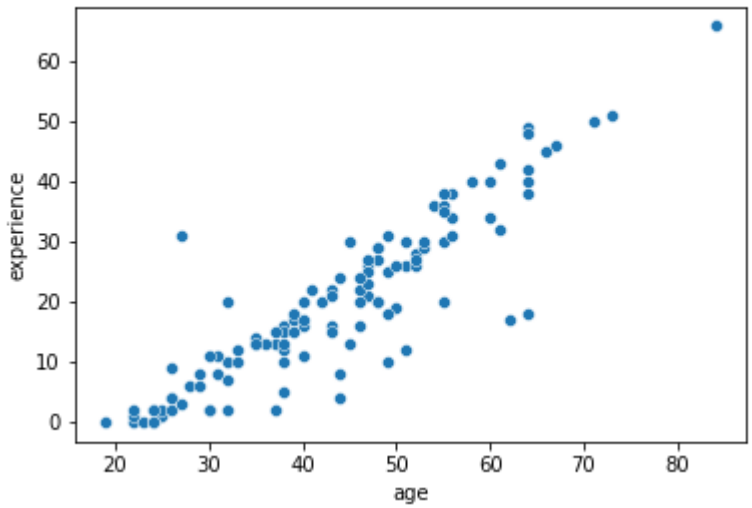
Dep. Variable:	np.log(salary)	R-squared:	0.431
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.296
Method:	Least Squares	F-statistic:	3.200
Date:	Wed, 21 Dec 2022	Prob (F-statistic):	4.89e-05
Time:	04:10:14	Log-Likelihood:	-60.511
No. Observations:	116	AIC:	167.0
Df Residuals:	93	BIC:	230.4
Df Model:	22		
Covariance Type:	nonrobust		

	coef	std err	t	P>|t|	[0.025	0.975]
Intercept	9.6984	0.485	19.995	0.000	8.735	10.662
C(work_field)[T.АРМИЯ, МВД, ОРГАНЫ БЕЗОПАСНОСТИ]	-0.2012	0.519	-0.388	0.699	-1.232	0.830
C(work_field)[T.ВОЕННО-ПРОМЫШЛЕННЫЙ КОМПЛЕКС]	0.7512	0.685	1.097	0.276	-0.609	2.112
C(work_field)[T.ГРАЖДАНСКОЕ МАШИНОСТРОЕНИЕ]	0.2112	0.527	0.401	0.689	-0.834	1.257
C(work_field)[T.ДРУГАЯ ОТРАСЛЬ ТЯЖЕЛОЙ ПРОМЫШЛЕННОСТИ]	0.2736	0.502	0.545	0.587	-0.723	1.270
C(work_field)[T.ЖИЛИЩНО-КОММУНАЛЬНОЕ ХОЗЯЙСТВО]	0.2028	0.531	0.382	0.704	-0.853	1.258
C(work_field)[T.ЗДРАВООХРАНЕНИЕ]	0.1984	0.521	0.380	0.704	-0.837	1.234
C(work_field)[T.ЛЕГКАЯ, ПИЩЕВАЯ ПРОМЫШЛЕННОСТЬ]	0.2914	0.508	0.573	0.568	-0.718	1.301
C(work_field)[T.НАУКА, КУЛЬТУРА]	-0.0089	0.599	-0.015	0.988	-1.199	1.181
C(work_field)[T.НЕФТЕГАЗОВАЯ ПРОМЫШЛЕННОСТЬ]	0.4239	0.667	0.635	0.527	-0.901	1.749
C(work_field)[T.ОБРАЗОВАНИЕ]	-0.2072	0.502	-0.413	0.681	-1.205	0.790
C(work_field)[T.ОПЕРАЦИИ С НЕДВИЖИМОСТЬЮ]	-0.1328	0.677	-0.196	0.845	-1.477	1.211
C(work_field)[T.СТРОИТЕЛЬСТВО]	0.2673	0.496	0.539	0.591	-0.718	1.252
C(work_field)[T.ТОРГОВЛЯ, БЫТОВОЕ ОБСЛУЖИВАНИЕ]	0.0308	0.490	0.063	0.950	-0.942	1.004
C(work_field)[T.ТРАНСПОРТ, СВЯЗЬ]	0.1508	0.485	0.311	0.757	-0.812	1.114
C(work_field)[T.ФИНАНСЫ]	0.0566	0.586	0.097	0.923	-1.108	1.221
C(work_field)[T.ЭНЕРГЕТИЧЕСКАЯ ПРОМЫШЛЕННОСТЬ]	0.2078	0.528	0.394	0.695	-0.840	1.255
C(work_field)[T.ЮРИСПРУДЕНЦИЯ]	0.6107	0.588	1.039	0.301	-0.556	1.777
gender	0.2725	0.103	2.645	0.010	0.068	0.477
experience	0.0088	0.010	0.895	0.373	-0.011	0.028
I(experience ** 2)	-0.0002	0.000	-1.086	0.280	-0.001	0.000
education	0.3380	0.111	3.034	0.003	0.117	0.559
has_subs	0.3141	0.105	2.981	0.004	0.105	0.523

Omnibus:	6.804	Durbin-Watson:	1.726
Prob(Omnibus):	0.033	Jarque-Bera (JB):	9.467
Skew:	0.255	Prob(JB):	0.00879
Kurtosis:	4.304	Cond. No.	4.48e+04

Notes:
[1] Standard Errors assume that the covariance matrix of the errors is correctly specified.
[2] The condition number is large, 4.48e+04. This might indicate that there are
strong multicollinearity or other numerical problems.

=У нас есть все основания полагать, что возраст и опыт нельзя использовать как объясняющие переменные в одном уравнении. Очевидно, они имеют линейную зависимость:



Следующие оценки приведены для модели, где вместо опыта мы включаем возраст агента:

OLS Regression Results

Dep. Variable:	np.log(salary)	R-squared:	0.455
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.326
Method:	Least Squares	F-statistic:	3.525
Date:	Wed, 21 Dec 2022	Prob (F-statistic):	1.11e-05
Time:	12:00:37	Log-Likelihood:	-58.031
No. Observations:	116	AIC:	162.1
Df Residuals:	93	BIC:	225.4
Df Model:	22		
Covariance Type:	nonrobust		

	coef	std err	t	P>|t|	[0.025	0.975]
Intercept	9.3751	0.589	15.928	0.000	8.206	10.544
C(work_field)[T.АРМИЯ, МВД, ОРГАНЫ БЕЗОПАСНОСТИ]	-0.0875	0.505	-0.173	0.863	-1.091	0.916
C(work_field)[T.ВОЕННО-ПРОМЫШЛЕННЫЙ КОМПЛЕКС]	0.9168	0.666	1.377	0.172	-0.405	2.239
C(work_field)[T.ГРАЖДАНСКОЕ МАШИНОСТРОЕНИЕ]	0.2549	0.514	0.496	0.621	-0.766	1.276
C(work_field)[T.ДРУГАЯ ОТРАСЛЬ ТЯЖЕЛОЙ ПРОМЫШЛЕННОСТИ]	0.3536	0.491	0.720	0.474	-0.622	1.329
C(work_field)[T.ЖИЛИЩНО-КОММУНАЛЬНОЕ ХОЗЯЙСТВО]	0.2679	0.517	0.518	0.606	-0.760	1.295
C(work_field)[T.ЗДРАВООХРАНЕНИЕ]	0.3511	0.509	0.689	0.492	-0.660	1.362
C(work_field)[T.ЛЕГКАЯ, ПИЩЕВАЯ ПРОМЫШЛЕННОСТЬ]	0.3139	0.500	0.628	0.532	-0.679	1.307
C(work_field)[T.НАУКА, КУЛЬТУРА]	0.1451	0.584	0.249	0.804	-1.014	1.304
C(work_field)[T.НЕФТЕГАЗОВАЯ ПРОМЫШЛЕННОСТЬ]	0.5088	0.651	0.781	0.437	-0.785	1.802
C(work_field)[T.ОБРАЗОВАНИЕ]	-0.0250	0.489	-0.051	0.959	-0.996	0.946
C(work_field)[T.ОПЕРАЦИИ С НЕДВИЖИМОСТЬЮ]	-0.0104	0.661	-0.016	0.987	-1.322	1.302
C(work_field)[T.СТРОИТЕЛЬСТВО]	0.3664	0.484	0.757	0.451	-0.594	1.327
C(work_field)[T.ТОРГОВЛЯ, БЫТОВОЕ ОБСЛУЖИВАНИЕ]	0.0908	0.478	0.190	0.850	-0.859	1.041
C(work_field)[T.ТРАНСПОРТ, СВЯЗЬ]	0.2139	0.475	0.451	0.653	-0.729	1.157
C(work_field)[T.ФИНАНСЫ]	0.2041	0.571	0.357	0.722	-0.931	1.339
C(work_field)[T.ЭНЕРГЕТИЧЕСКАЯ ПРОМЫШЛЕННОСТЬ]	0.2830	0.514	0.550	0.583	-0.738	1.304
C(work_field)[T.ЮРИСПРУДЕНЦИЯ]	0.7551	0.574	1.315	0.192	-0.385	1.895
gender	0.2772	0.100	2.772	0.007	0.079	0.476
age	0.0218	0.020	1.109	0.270	-0.017	0.061
I(age ** 2)	-0.0003	0.000	-1.473	0.144	-0.001	0.000
education	0.3171	0.109	2.918	0.004	0.101	0.533
has_subs	0.3074	0.103	2.980	0.004	0.103	0.512

Omnibus:	7.208	Durbin-Watson:	1.757
Prob(Omnibus):	0.027	Jarque-Bera (JB):	8.390
Skew:	0.372	Prob(JB):	0.0151
Kurtosis:	4.087	Cond. No.	1.16e+05

Вторая модель учитывает семейное положение у женщин. Таким образом она принимает следующий вид:

$$lnw = a + \alpha_1 edu + \beta_1 exp_i + \beta_2 exp^2{}_i + \gamma gend_i + \delta\text{get\_married} + u_i$$

Здесь появилась еще одна переменная – get_married

Оценки для этой модели:

Dep. Variable:	np.log(salary)	R-squared:	0.431
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.289
Method:	Least Squares	F-statistic:	3.029
Date:	Wed, 21 Dec 2022	Prob (F-statistic):	9.03e-05
Time:	05:52:11	Log-Likelihood:	-60.503
No. Observations:	116	AIC:	169.0
Df Residuals:	92	BIC:	235.1
Df Model:	23		
Covariance Type:	nonrobust		

	coef	std err	t	P>|t|	[0.025	0.975]
Intercept	9.6968	0.488	19.875	0.000	8.728	10.666
C(work_field)[T.АРМИЯ, МВД, ОРГАНЫ БЕЗОПАСНОСТИ]	-0.1933	0.527	-0.367	0.715	-1.240	0.853
C(work_field)[T.ВОЕННО-ПРОМЫШЛЕННЫЙ КОМПЛЕКС]	0.7506	0.689	1.090	0.279	-0.617	2.119
C(work_field)[T.ГРАЖДАНСКОЕ МАШИНОСТРОЕНИЕ]	0.2193	0.535	0.410	0.683	-0.842	1.281
C(work_field)[T.ДРУГАЯ ОТРАСЛЬ ТЯЖЕЛОЙ ПРОМЫШЛЕННОСТИ]	0.2801	0.508	0.551	0.583	-0.729	1.289
C(work_field)[T.ЖИЛИЩНО-КОММУНАЛЬНОЕ ХОЗЯЙСТВО]	0.2140	0.544	0.393	0.695	-0.867	1.295
C(work_field)[T.ЗДРАВООХРАНЕНИЕ]	0.2083	0.532	0.391	0.696	-0.849	1.265
C(work_field)[T.ЛЕГКАЯ, ПИЩЕВАЯ ПРОМЫШЛЕННОСТЬ]	0.3001	0.517	0.580	0.563	-0.727	1.327
C(work_field)[T.НАУКА, КУЛЬТУРА]	-0.0036	0.605	-0.006	0.995	-1.204	1.197
C(work_field)[T.НЕФТЕГАЗОВАЯ ПРОМЫШЛЕННОСТЬ]	0.4343	0.678	0.641	0.523	-0.912	1.780
C(work_field)[T.ОБРАЗОВАНИЕ]	-0.2001	0.509	-0.393	0.695	-1.211	0.811
C(work_field)[T.ОПЕРАЦИИ С НЕДВИЖИМОСТЬЮ]	-0.1219	0.688	-0.177	0.860	-1.488	1.244
C(work_field)[T.СТРОИТЕЛЬСТВО]	0.2773	0.507	0.547	0.586	-0.730	1.285
C(work_field)[T.ТОРГОВЛЯ, БЫТОВОЕ ОБСЛУЖИВАНИЕ]	0.0390	0.498	0.078	0.938	-0.951	1.029
C(work_field)[T.ТРАНСПОРТ, СВЯЗЬ]	0.1604	0.495	0.324	0.747	-0.824	1.144
C(work_field)[T.ФИНАНСЫ]	0.0671	0.597	0.112	0.911	-1.119	1.253
C(work_field)[T.ЭНЕРГЕТИЧЕСКАЯ ПРОМЫШЛЕННОСТЬ]	0.2155	0.535	0.403	0.688	-0.847	1.278
C(work_field)[T.ЮРИСПРУДЕНЦИЯ]	0.6210	0.598	1.038	0.302	-0.567	1.809
gender	0.2732	0.104	2.632	0.010	0.067	0.479
experience	0.0090	0.010	0.897	0.372	-0.011	0.029
I(experience ** 2)	-0.0002	0.000	-1.085	0.281	-0.001	0.000
mariage_status	-0.0118	0.108	-0.109	0.914	-0.227	0.204
education	0.3390	0.112	3.017	0.003	0.116	0.562
has_subs	0.3139	0.106	2.962	0.004	0.103	0.524

Omnibus:	6.821	Durbin-Watson:	1.725
Prob(Omnibus):	0.033	Jarque-Bera (JB):	9.561
Skew:	0.252	Prob(JB):	0.00839
Kurtosis:	4.313	Cond. No.	4.53e+04

Видим, что к-во детей все же почти не повлияло на результаты, хотя это кажется достаточно весомым аргументом. Также на результаты почти не влияет добавление и остальных переменных(таких как уровень здоровья, семейное положение и проч.), что говорит о достаточности построенной модели. При переменной gender мы получили оценку коэффициента на уровне 0.26. Это говорит о том, что средняя зарплата женщин меньше на 26% при прочих равных. Этот коэффициент значим на 1% уровне значимости.

Проверка на мультиколлинеарность:

Наличие мультиколлинеарности мы проверяли при помощи vif-теста

Для первой и второй модели:

```
------VIF-тест на мультиколлинеарность------

C(work_field)[T.АРМИЯ, МВД, ОРГАНЫ БЕЗОПАСНОСТИ]: 6.2189
C(work_field)[T.ВОЕННО-ПРОМЫШЛЕННЫЙ КОМПЛЕКС]: 2.2447
C(work_field)[T.ГРАЖДАНСКОЕ МАШИНОСТРОЕНИЕ]: 5.1649
C(work_field)[T.ДРУГАЯ ОТРАСЛЬ ТЯЖЕЛОЙ ПРОМЫШЛЕННОСТИ]: 11.1023
C(work_field)[T.ЖИЛИЩНО-КОММУНАЛЬНОЕ ХОЗЯЙСТВО]: 5.2619
C(work_field)[T.ЗДРАВООХРАНЕНИЕ]: 10.8874
C(work_field)[T.ЛЕГКАЯ, ПИЩЕВАЯ ПРОМЫШЛЕННОСТЬ]: 8.2007
C(work_field)[T.НАУКА, КУЛЬТУРА]: 3.4063
C(work_field)[T.НЕФТЕГАЗОВАЯ ПРОМЫШЛЕННОСТЬ]: 2.1304
C(work_field)[T.ОБРАЗОВАНИЕ]  : 13.0892
C(work_field)[T.ОПЕРАЦИИ С НЕДВИЖИМОСТЬЮ]: 2.1910
C(work_field)[T.СТРОИТЕЛЬСТВО]: 11.8226
C(work_field)[T.ТОРГОВЛЯ, БЫТОВОЕ ОБСЛУЖИВАНИЕ]: 23.3676
C(work_field)[T.ТРАНСПОРТ, СВЯЗЬ]: 13.9652
C(work_field)[T.ФИНАНСЫ]      : 3.2599
C(work_field)[T.ЭНЕРГЕТИЧЕСКАЯ ПРОМЫШЛЕННОСТЬ]: 5.1841
C(work_field)[T.ЮРИСПРУДЕНЦИЯ]: 3.2730
gender                        : 1.4776
experience                    : 10.6011
I(experience ** 2)            : 10.9950
education                     : 1.6360
has_subs                      : 1.2879
```

```
------VIF-тест на мультиколлинеарность------

C(work_field)[T.АРМИЯ, МВД, ОРГАНЫ БЕЗОПАСНОСТИ]: 6.1532
C(work_field)[T.ВОЕННО-ПРОМЫШЛЕННЫЙ КОМПЛЕКС]: 2.2123
C(work_field)[T.ГРАЖДАНСКОЕ МАШИНОСТРОЕНИЕ]: 5.1401
C(work_field)[T.ДРУГАЯ ОТРАСЛЬ ТЯЖЕЛОЙ ПРОМЫШЛЕННОСТИ]: 11.1107
C(work_field)[T.ЖИЛИЩНО-КОММУНАЛЬНОЕ ХОЗЯЙСТВО]: 5.2048
C(work_field)[T.ЗДРАВООХРАНЕНИЕ]: 10.8393
C(work_field)[T.ЛЕГКАЯ, ПИЩЕВАЯ ПРОМЫШЛЕННОСТЬ]: 8.2830
C(work_field)[T.НАУКА, КУЛЬТУРА]: 3.3702
C(work_field)[T.НЕФТЕГАЗОВАЯ ПРОМЫШЛЕННОСТЬ]: 2.1178
C(work_field)[T.ОБРАЗОВАНИЕ]  : 12.9460
C(work_field)[T.ОПЕРАЦИИ С НЕДВИЖИМОСТЬЮ]: 2.1784
C(work_field)[T.СТРОИТЕЛЬСТВО]: 11.7321
C(work_field)[T.ТОРГОВЛЯ, БЫТОВОЕ ОБСЛУЖИВАНИЕ]: 23.2506
C(work_field)[T.ТРАНСПОРТ, СВЯЗЬ]: 13.9645
C(work_field)[T.ФИНАНСЫ]      : 3.2306
C(work_field)[T.ЭНЕРГЕТИЧЕСКАЯ ПРОМЫШЛЕННОСТЬ]: 5.1431
C(work_field)[T.ЮРИСПРУДЕНЦИЯ]: 3.2614
gender                        : 1.4521
age                           : 39.8178
I(age ** 2)                   : 41.1439
education                     : 1.6241
has_subs                      : 1.2876
```

Для третьей модели и модели со всеми возможными переменными:

```
------VIF-тест на мультиколлинеарность------

C(work_field)[T.АРМИЯ, МВД, ОРГАНЫ БЕЗОПАСНОСТИ]: 6.3890
C(work_field)[T.ВОЕННО-ПРОМЫШЛЕННЫЙ КОМПЛЕКС]: 2.2555
C(work_field)[T.ГРАЖДАНСКОЕ МАШИНОСТРОЕНИЕ]: 5.3080
C(work_field)[T.ДРУГАЯ ОТРАСЛЬ ТЯЖЕЛОЙ ПРОМЫШЛЕННОСТИ]: 11.2832
C(work_field)[T.ЖИЛИЩНО-КОММУНАЛЬНОЕ ХОЗЯЙСТВО]: 5.4631
C(work_field)[T.ЗДРАВООХРАНЕНИЕ]: 11.3583
C(work_field)[T.ЛЕГКАЯ, ПИЩЕВАЯ ПРОМЫШЛЕННОСТЬ]: 8.4465
C(work_field)[T.НАУКА, КУЛЬТУРА]: 3.4306
C(work_field)[T.НЕФТЕГАЗОВАЯ ПРОМЫШЛЕННОСТЬ]: 2.1788
C(work_field)[T.ОБРАЗОВАНИЕ]  : 13.3138
C(work_field)[T.ОПЕРАЦИИ С НЕДВИЖИМОСТЬЮ]: 2.2404
C(work_field)[T.СТРОИТЕЛЬСТВО]: 12.2299
C(work_field)[T.ТОРГОВЛЯ, БЫТОВОЕ ОБСЛУЖИВАНИЕ]: 23.9257
C(work_field)[T.ТРАНСПОРТ, СВЯЗЬ]: 14.4347
C(work_field)[T.ФИНАНСЫ]      : 3.3635
C(work_field)[T.ЭНЕРГЕТИЧЕСКАЯ ПРОМЫШЛЕННОСТЬ]: 5.2947
C(work_field)[T.ЮРИСПРУДЕНЦИЯ]: 3.3591
gender                        : 1.5086
experience                    : 10.7659
I(experience ** 2)            : 11.0809
mariage_status                : 1.1924
children                      : 1.4812
education                     : 1.7833
has_subs                      : 1.2895
```

```
------VIF-тест на мультиколлинеарность------

C(work_field)[T.АРМИЯ, МВД, ОРГАНЫ БЕЗОПАСНОСТИ]: 6.6920
C(work_field)[T.ВОЕННО-ПРОМЫШЛЕННЫЙ КОМПЛЕКС]: 2.3390
C(work_field)[T.ГРАЖДАНСКОЕ МАШИНОСТРОЕНИЕ]: 5.4385
C(work_field)[T.ДРУГАЯ ОТРАСЛЬ ТЯЖЕЛОЙ ПРОМЫШЛЕННОСТИ]: 11.4732
C(work_field)[T.ЖИЛИЩНО-КОММУНАЛЬНОЕ ХОЗЯЙСТВО]: 5.6487
C(work_field)[T.ЗДРАВООХРАНЕНИЕ]: 11.6941
C(work_field)[T.ЛЕГКАЯ, ПИЩЕВАЯ ПРОМЫШЛЕННОСТЬ]: 8.6933
C(work_field)[T.НАУКА, КУЛЬТУРА]: 3.6614
C(work_field)[T.НЕФТЕГАЗОВАЯ ПРОМЫШЛЕННОСТЬ]: 2.2855
C(work_field)[T.ОБРАЗОВАНИЕ]  : 13.9375
C(work_field)[T.ОПЕРАЦИИ С НЕДВИЖИМОСТЬЮ]: 2.3436
C(work_field)[T.СТРОИТЕЛЬСТВО]: 12.7602
C(work_field)[T.ТОРГОВЛЯ, БЫТОВОЕ ОБСЛУЖИВАНИЕ]: 24.8113
C(work_field)[T.ТРАНСПОРТ, СВЯЗЬ]: 15.2333
C(work_field)[T.ФИНАНСЫ]      : 3.5488
C(work_field)[T.ЭНЕРГЕТИЧЕСКАЯ ПРОМЫШЛЕННОСТЬ]: 5.4330
C(work_field)[T.ЮРИСПРУДЕНЦИЯ]: 3.5582
gender                        : 1.6194
experience                    : 11.5503
I(experience ** 2)            : 11.6152
mariage_status                : 1.2363
children                      : 1.5547
health_problems               : 1.5007
health_lvl                    : 1.4915
education                     : 1.9371
workweek                      : 1.5638
has_subs                      : 1.3252
count_subs                    : 1.1690
```

Как видим, каждый тест дает результаты, говорящие о наличии мультиколлинеарности. Однако, эти результаты связаны с присутствующими функциями от опыта или возраста, что обязательно должно было присутствовать. Поэтому, в целом, будем считать что мультиколлинеарности нет.

Проверка условий Гаусса-Маркова

Проверка гетероскедастичности:

Мы проверили ошибки на гомоскедастичность с помощью теста Бройша-Пагана.

Нулевая гипотеза (H0): присутствует гомоскедастичность.

Альтернативная гипотеза: (Ha): гомоскедастичность *отсутствует* (т.е. гетероскедастичность существует)

Результат теста(значения f p-value):

1)0.833

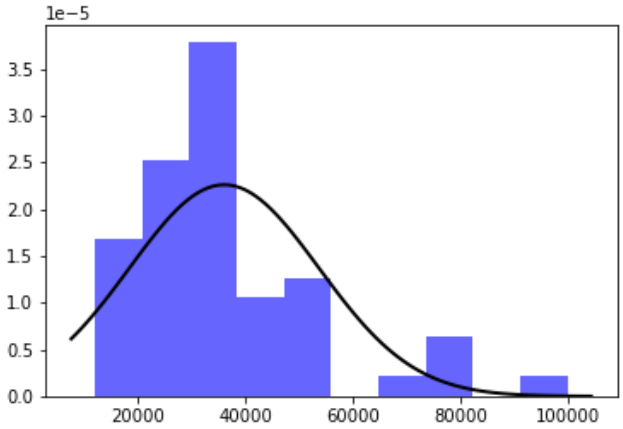
2) 0.822

3)0.853744

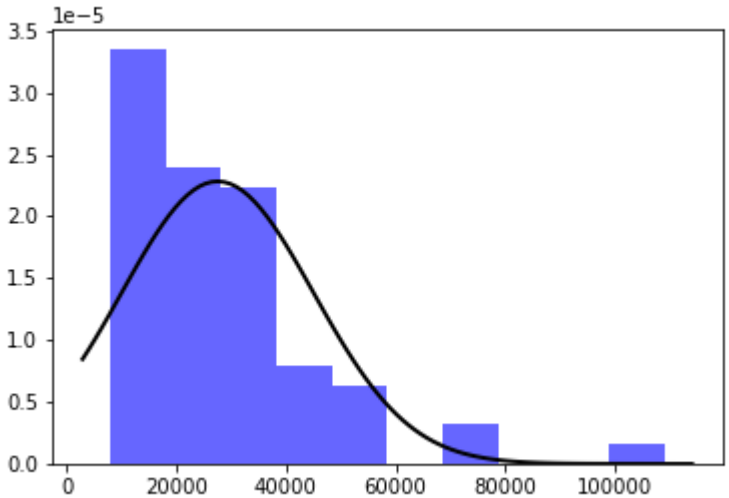
Нулевая гипотеза не отвергнута, т.к. все значения не меньше 0.05

Проверка на распределение:

Мы построили распределение зарплат по мужчинам:



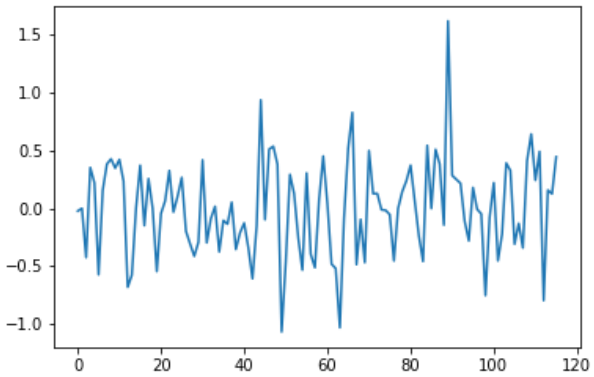
и распределение зарплат по женщинам:



Как видим, распределение зарплат у мужчин больше похоже на нормальное, чем у женщин. Это объясняется тем, что в нашей выборке мужчины затрагивают больше профессий. Большее к-во данных дало бы лучшие результаты.

Проверка матожидания ошибок

Мы построили динамику ошибок по имеющимся точкам. Видим, что они колеблются около нуля, поэтому считаем, что матожидание ошибки примерно ноль.



Выводы

Мы построили три модели для изучения разрыва заработных плат между мужчинами и женщинами. Полученные результаты говорят о разрыве в 27% (в среднем по всем моделям)), при этом мужчины получают больше зарплату, что является значимым результатом. Наилучшей моделью мы считаем первую, т.к. она дает наилучшие результаты по vif-тесту и оценки для нее могут быть отвергнуты на меньших уровнях значимости.