

Прикладная эконометрика, 2017, т. 47, с. 100–122.
Applied Econometrics, 2017, v. 47, pp. 100–122.

М. Ю. Архипова, А. А. Егоров, В. П. Сиротин¹

Отдача от образования в России и на Украине: сравнительный анализ

Статья посвящена анализу отдачи от образования как показателя доходности инвестиций в человеческий капитал. Исследование базируется на оценивании модифицированных уравнений Минцера с использованием квантильных регрессий по панельным данным. Предложенный подход дополняется моделями совместного распределения заработной платы и продолжительности образования на основе копулярных функций. Используемая в работе методология позволяет сравнить значимость включенных в модель факторов при формировании заработной платы, исследовать структуру зависимости между заработной платой и образованием, а также ответить на вопрос, в какой из двух стран после более чем десяти лет независимого развития наблюдалась более высокая отдача от образования.

Ключевые слова: капитализация профессиональных знаний; заработная плата; квантильная регрессия; панельные данные.

JEL classification: C51; I26; J24.

Введение

В современном обществе активность науки, развитие человеческого капитала и наукоемких производств становятся важнейшими факторами экономического роста. Этим определяется отношение к интеллектуальному ресурсу как к основному богатству нации, от использования которого во многом зависят динамика общества и его перспективы. Новая экономика является единой системой с достаточно сложной структурой взаимосвязанных на функциональном уровне видов экономической деятельности, которая продолжает структурироваться, производя все более сложные и комплексные продукты. Многие виды деятельности находятся на пересечении основных секторов и уже играют большую роль в мировой экономике и культуре. Инновационный путь развития, которому следует большинство стран мира, привел к трансформации рынка труда, увеличению спроса на высококвалифицированных специалистов, обладающих рядом специфических знаний, умений и навыков. Востребованность таких работников делает инвестиции в человеческий

¹ Архипова Марина Юрьевна — Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Москва; marhipova@hse.ru.

Егоров Алексей Алексеевич — Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Москва; a.a.egorov07@gmail.com.

Сиротин Вячеслав Павлович — Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Москва; vsirotin@hse.ru.

капитал, в частности, в образование, эффективными и высокодоходными, что находит отражение в уровне отдачи от образования.

Исследование отдачи от образования в различных странах мира позволяет проводить сопоставительный анализ с точки зрения возможностей страны воспринимать и абсорбировать новые технологии и технологические решения. Примером такого анализа является сопоставление отдачи от образования в России и на Украине. Выбор для сравнения данных стран обусловлен тем, что и Россия, и Украина после распада СССР начали свое самостоятельное развитие с примерно равных стартовых позиций, после чего траектории развития двух стран разошлись.

Исследование опирается на данные лонгитюдных обследований РМЭЗ НИУ ВШЭ² (RLMS-HSE) и ULMS³. Для формирования панельных данных использованы три волны данных обследований, проводившихся в 2003, 2004 и 2007 гг. Обследование РМЭЗ НИУ ВШЭ позволяет исследовать панели, включающие в себя и большее число волн, в том числе покрывающих более поздние периоды, однако данные ULMS представлены лишь за указанные годы, что предопределило использование этих временных периодов для обеспечения сопоставимости результатов. Кроме того, выбранный временной период позволяет исключить влияние на модель заработной платы политических событий, произошедших в 2014 г. Для актуализации выводов по России в работе также рассматриваются данные за 2008–2014 гг.

1. Вопросы методологии оценивания отдачи от образования в трудах классиков и современных исследователей

В настоящее время существует широкий пласт литературы, посвященной оцениванию отдачи от образования и человеческого капитала как отдельных организаций (Айвазян, Афанасьев, 2012), так и на уровне стран и регионов (Pasacharopoulos, Partinos, 2002; Гимпельсон, Капелюшников, 2007; Лукьянова, 2010). Данный показатель на индивидуальном уровне интерпретируется как среднее изменение заработной платы при увеличении уровня образования на одну условную единицу, отражая, таким образом, дифференциацию в заработных платах между различными квалификационными группами работников. Иными словами, уровень отдачи от образования отражает эффективность инвестиций в человеческий капитал.

Теоретическая концепция отдачи от образования была заложена в (Becker, 1964; Becker, Chiswick, 1966) и позднее развита в работе Минцера (Mincer, 1974), в которой автор предложил принципиально новый подход к оцениванию отдачи от образования, предполагающий использование уравнения заработной платы следующего вида:

$$\ln(Wage_i) = \alpha + \beta_1 Education_i + \beta_2 Experience_i + \beta_3 Experience_i^2 + \beta_4 Tenure_i + \beta_5 Tenure_i^2 + \varepsilon_i, \quad (1)$$

² Российский мониторинг экономического положения и здоровья населения НИУ ВШЭ (RLMS-HSE)», проводимый Национальным исследовательским университетом «Высшая школа экономики» и ЗАО «Демоскоп» при участии Центра народонаселения Университета Северной Каролины в Чапел Хилле и Института социологии РАН. Сайты обследования RLMS-HSE: <http://www.hse.ru/rlms>, <http://www.cpc.unc.edu/projects/rlms>.

³ Ukrainian longitudinal monitoring survey, Institute for the study of labor, IZA; Kiev international institute of sociology, KIIS; Centre for Economic Reform and Transformation, CERT; Economics Education and Research Consortium — Ukraine, EERC; Rheinisch–Westfälisches Institut für Wirtschaftsforschung–Essen, RWI, 2003–2007.

где $Wage$ — величина заработной платы; $Education$ — количество лет, потраченных на получение образования; $Experience$ — общий трудовой стаж работника; $Tenure$ — специфический трудовой стаж работника, под которым понимается стаж на последнем месте работы; α — константа; i — номер индивида; ε_i — случайное слагаемое; β_i — коэффициенты полуэластичности заработной платы по соответствующим переменным.

Большинство современных исследований, направленных на оценивание уровня отдачи от образования, опирается именно на минцеровский подход (Montenegro, Partinos, 2014). Различные исследователи обращают внимание на недостатки методики Минцера. Так, в работе Грилихеса (Griliches, 1977) отмечается проблема эндогенности при оценивании уравнений заработной платы. Данная проблема возникает из-за того, что в модели отсутствует переменная, которая отражала бы уровень интеллектуальных способностей индивида, что может приводить к смещению оценок отдачи от образования. Предположим, например, что целевая модель имеет вид

$$y_i = \alpha + \beta S_i + \gamma A_i + v_i, \quad (2)$$

где y — логарифм средней заработной платы; S — уровень образования; A — уровень интеллектуальных способностей, v_i — случайные ошибки.

В случае невключения в модель переменной, отражающей уровень интеллектуальных способностей, математическое ожидание оценки уровня отдачи от дополнительного года образования b_{ys} имеет вид

$$Eb_{ys} = \beta + \frac{\gamma \text{cov}(A, S)}{\text{var}(S)}. \quad (3)$$

Таким образом, оценка коэффициента оказывается смещенной в предположении положительной ковариации уровня интеллектуальных способностей и уровня образования. Если игнорировать пропуск переменной, то получается завышенная оценка отдачи от образования. Включить переменную, которая отражала бы уровень интеллектуальных способностей, в большинстве случаев не представляется возможным в силу недостатка соответствующих данных.

В некоторых работах, например, (Chamberlain, Griliches, 1975; Griliches, 1970; Griliches, Mason, 1972), авторы предпринимали попытки эмпирически оценить смещение оценок, возникающее из-за проблемы эндогенности. Однако вскоре стало понятно, что данная величина не является стабильной и сильно варьируется при переходе от одной совокупности к другой, что привело к осознанию необходимости использования технических подходов к решению данной проблемы, главными из которых являются метод инструментальных переменных и модели заработной платы на основе панельных данных.

Метод инструментальных переменных, применяемый, например, в работах (Angrist, Krueger, 1991; Card, 1995; Denny, Harmon, 2000), является достаточно эффективным для преодоления проблемы эндогенности. Однако его реализация может быть сопряжена с рядом трудностей, связанных прежде всего с недостатком соответствующих данных, что не позволяет подобрать хорошие инструменты, которые не были бы коррелированы с ошибками и объясняли бы достаточную долю вариации эндогенных регрессоров. В случае, когда подобрать релевантные инструменты не представляется возможным, но доступны данные

лонгитюдных обследований, проблема эндогенности частично может быть решена путем использования панельных данных.

Важно отметить, что в случае классической регрессии среднее игнорирование коррелированности объясняющих переменных и ошибок регрессии может приводить не только к смещению оценок, но и к еще более серьезной проблеме — их несостоятельности (Эббес, 2007), что не позволяет давать корректную содержательную интерпретацию оцениваемых параметров. При использовании метода инструментальных переменных состоятельность гарантируется в случае, когда вектор инструментальных переменных не коррелирует со способностями и ошибками (Card, 2001). Модель квантильной регрессии для панельных данных обеспечивает получение состоятельных оценок, если справедливо исходное предположение о том, что основным источником эндогенности является пропуск переменной, отражающей интеллектуальные способности индивида, которые инвариантны во времени и могут быть учтены введением в модель фиксированных индивидуальных эффектов.

Безусловно, использование панельных данных не решает проблему эндогенности в общем случае, а лишь позволяет преодолеть проблему пропущенной переменной, которая отражала бы интеллектуальные способности человека, его внутренние мотивации и энергию. При этом важное допущение состоит в том, что данные характеристики можно считать неизменными во времени. В общем случае к эндогенности могут приводить и другие не включенные в модель переменные, отражающие какие-либо начальные условия, в частности, эффект семьи. Однако при построении моделей предполагается, что главной причиной возможной эндогенности являются именно врожденные способности индивидов, которые являются важными детерминантами заработной платы.

Важно отметить, что в спецификацию большинства типов расширенных уравнений заработной платы минцеровского типа включаются переменные, которые слабо варьируются или же вовсе являются инвариантными во времени. К таким переменным относят уровень образования, пол, семейное положение индивида. Это является существенным ограничением для применения классической модели с фиксированными эффектами ввиду того, что при непосредственной идентификации таких моделей применяется так называемое внутригрупповое преобразование, которое подразумевает переход от исходных данных к отклонениям от средних значений. Элементы выборки с инвариантными во времени значениями некоторых переменных перестают давать вклад в оценку параметров при этих переменных. В частности, оценка гендерных различий в уровне доходов становится невозможной. Однако данная проблема нивелируется при использовании модели квантильной регрессии с фиксированными эффектами. При идентификации такой модели задача минимизации суммы квадратов отклонений решается без каких-либо преобразований исходных данных, т. к. модель оценивается методом LASSO, который позволяет путем подбора параметра регуляризации удалить индивидуальные фиксированные эффекты (Koenker, 2004). При этом матрица независимых переменных получается достаточно громоздкой, однако большинство ее элементов оказывается равным нулю, что упрощает решение задачи идентификации. Таким образом, при включении в спецификацию модели квантильной регрессии с фиксированными эффектами инвариантных во времени переменных, вклад в оценку параметров при этих переменных дает кросс-секционная составляющая данных, тогда как при наличии вариации во времени вклад в оценку параметров дают как кросс-секционная, так и динамическая компоненты. При этом число степеней свободы остается достаточным для идентификации параметров. Данная модель ранее не использовалась в известных авторам работах

для оценивания уравнений заработной платы минцеровского типа. Применение находила лишь квантильная регрессия для кросс-секционных данных, в частности, в (Gorodnichenko, Sabirianova, 2005). Один из основных недостатков классического (минцеровского) подхода состоит, как правило, в нехватке статистических данных, необходимых для идентификации модели заработной платы и последующего решения проблемы эндогенности. Такие данные доступны лишь в агрегированном виде для стран в целом, что не позволяет решать задачи межстранового сопоставления по норме отдачи от образования. Для этих целей используется альтернативный подход, предполагающий оценивание производственных функций различных спецификаций, реализованный, в частности, в работах (Barro, Lee, 2013; Сиротин, Егоров, 2016). Однако недостаток такого подхода состоит в том, что он дает возможность оценить лишь социальную норму отдачи от образования, отражающую предельный эффект влияния запаса человеческого капитала на валовой внутренний продукт страны, что не позволяет судить об эффективности индивидуальных инвестиций в человеческий капитал.

В настоящей работе предлагается модификация классической методики Минцера, предусматривающая оценивание моделей заработной платы на основе квантильной регрессии по панельным данным, позволяющая определить значимость различных факторов, в том числе образования, при формировании заработной платы в России и на Украине.

2. Россия и Украина: отправная точка самостоятельного развития экономики и общества

Одна из основных предпосылок теории человеческого капитала Бэкера состоит в том, что в отдельной стране складывается и функционирует единый рынок труда, на котором формируется единая для всей страны отдача от образования. Следуя данной предпосылке, можно предположить, что именно такая ситуация могла наблюдаться на рынке труда СССР. Аргументом в пользу принятия данной предпосылки для советского рынка труда является ряд институциональных особенностей, состоящих, например, в достаточно слабой дифференциации заработной платы между квалификационными группами. Различия средних заработных плат в союзных республиках были невелики. На рисунке 1 приведены средние заработные платы в РСФСР и УССР на заключительном этапе советского периода.

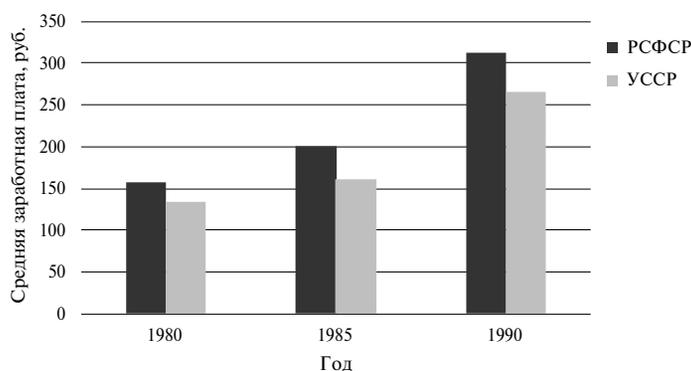


Рис. 1. Динамика средней заработной платы в РСФСР и УССР (1980, 1985, 1990 гг.)

Источник: Проект «Исторические материалы», <http://istmat.info/>.

На протяжении последнего десятилетия существования СССР заработная плата в РСФСР была в среднем на 15% выше, чем в УССР, что можно в первую очередь объяснить различиями в структуре экономик двух республик, т. к. дифференциация заработных плат по различным отраслям была все же значительной. Так, например, в 1985 г. средняя заработная плата рабочего пятого разряда в нефтедобывающей отрасли была примерно вдвое выше заработной платы рабочего аналогичной квалификации в пищевой промышленности.

В РСФСР и УССР наблюдалась примерно равная распространенность высшего образования, о чем свидетельствует процент учащихся высших учебных заведений от общей численности населения в рассматриваемых республиках в 1989/1990 учебном году, составляющий примерно 1.9% в России и 1.6% на Украине.

Принимая во внимание данные факты, можно предполагать, что после распада Советского Союза в 1991 г. Россия и Украина начали процесс самостоятельного развития со схожих позиций, располагая примерно равным потенциалом, накопленным в течение советского периода. В 90-е годы прошлого века траектории экономического развития России и Украины были практически идентичными, что объяснялось сохранявшейся тесной взаимосвязью экономик двух стран.

В 2000-х годах стратегические цели развития двух стран начали расходиться: перед Украиной встала задача европейской и североатлантической интеграции, в то время как Россия предпочла следовать собственному независимому пути развития. Таким образом, в течение первого десятилетия XXI века Россия и Украина имели свои индивидуализированные стратегии развития экономики и общественных институтов. При этом важно отметить, что равенство в экономическом потенциале развития двух стран сохранялось и в начале XXI века, что видно из рис. 2.

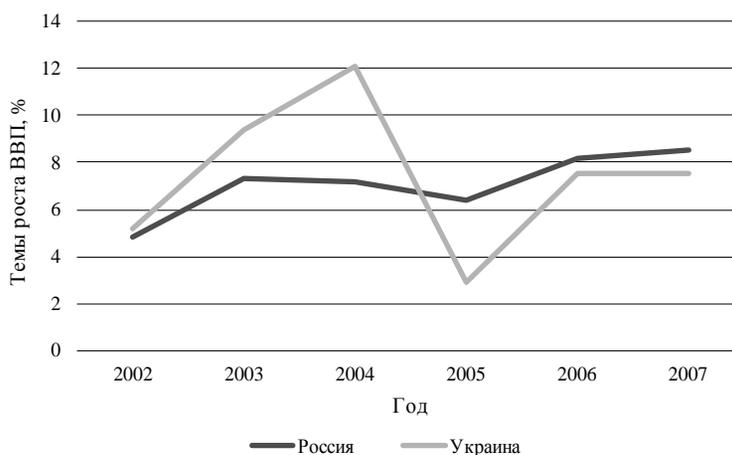


Рис. 2. Темпы прироста ВВП в России и на Украине, 2002–2007 гг., %

Источник: Всемирный Банк.

Анализ рисунка 2 показывает, что Россия и Украина демонстрировали примерно равные среднегодовые темпы прироста ВВП (6.94% и 6.77% соответственно).

Таким образом, с учетом равных возможностей экономик, можно ставить вопрос о том, какой из двух стран удалось реализовать свой потенциал более эффективно, обеспечить своей экономике более высокий уровень инновационного развития. В отсутствии каких-либо

серьезных внешних воздействий в течение первого десятилетия XXI века примерно равные успехи в экономическом развитии России и Украины позволяют ассоциировать потенциальные различия в уровне отдачи от образования с институциональными особенностями и характеристиками развития образовательных систем, а также с особенностями функционирования рынков труда двух стран.

3. Модели заработной платы на основе микроданных

3.1. Оценивание нормы отдачи от образования на основе моделей квантильных регрессий

Отправной точкой для построения предлагаемых моделей заработной платы является подход Минцера, который был несколько модифицирован. Вместо классической регрессии среднего использовалась квантильная регрессия, а для решения проблемы эндогенности применялись панельные данные. Модель квантильной регрессии впервые была сформулирована в работе (Koenker, Basset, 1978) и позднее была модифицирована для панельных данных в (Koenker, 2004).

Применение данного метода может быть мотивировано несколькими обстоятельствами. Во-первых, может существовать необходимость анализировать не только условное математическое ожидание, но и все условное распределение моделируемой переменной. Во-вторых, оценки, полученные методом наименьших квадратов, имеют асимптотическую эффективность, равную единице в случае нормально распределенных случайных величин, однако если изучаемая величина подчиняется иному закону распределения, асимптотическая эффективность МНК-оценок может быть существенно ниже. Так, например, в работе (Gastwirth, 1980) показано, что среднее взвешенное квантилей $1/3$, $1/2$ и $2/3$ с весами 0.3 , 0.4 и 0.3 соответственно имеет асимптотическую эффективность порядка 80% для нормального и логистического распределений, а также распределений Лапласа и Коши. Выборочное среднее значение при этом обладает асимптотической эффективностью, равной единице в случае нормального распределения, однако для распределения Лапласа асимптотическая эффективность составляет менее 50% , а для распределения Коши и вовсе оказывается близкой к нулю. Кроме того, МНК-оценки являются крайне чувствительными к аномальным наблюдениям, что приводит к смещению оценок, если данные выбросы не были исключены из выборки.

Используемая модель квантильной регрессии для панельных данных с фиксированными индивидуальными эффектами имеет вид

$$Q_y(\tau|x_{ij}) = \alpha_i + x_{ij}^T \beta(\tau), \quad j = 1, \dots, m, \quad i = 1, \dots, n, \quad (4)$$

где $Q_y(\tau|x_{ij})$ является моделируемым условным квантилем порядка τ зависимой переменной y ; x_{ij}^T — значения независимых переменных в соответствующих квантилях; $\beta(\tau)$ — значения параметров модели в соответствующих квантилях; α_i — компонент, отражающий индивидуально специфический источник вариации или ненаблюдаемую гетерогенность; j — год наблюдения.

Преимущество данной модели состоит в возможности ее оценивания одновременно для нескольких квантилей. При этом оценки параметров моделей соответствуют решению следующей оптимизационной задачи:

$$(\hat{\alpha}, \hat{\beta}) \in \underset{(\alpha, \beta)}{\operatorname{argmin}} \sum_{k=1}^q \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n w_k \rho_{\tau_k} \left(y_{ij} - \alpha_i - x_{ij}^T \beta(\tau_k) \right)^2. \quad (5)$$

Применение квантильных регрессий для оценивания различных спецификаций уравнения Минцера рассматривалось, в частности, в работе (Arias et al., 2001), где удалось выявить статистически значимые отличия в отдаче от образования в различных квантилях распределения заработной платы. Andini (2010) использовал методологию квантильных регрессий для динамического уравнения Минцера и включил в спецификацию, помимо классических факторов, заработную плату индивидов в прошлом.

С целью анализа всего условного распределения зависимой переменной — логарифма заработной платы — в настоящей работе для каждой страны оценивались 9 аналогичных моделей заработной платы на основе квантильных регрессий для панельных данных для квантилей распределения от 0.1 до 0.9 с шагом, равным 0.1. Кроме того, для каждой из моделей изначально проверялась гипотеза о равенстве нулю фиксированных групповых эффектов. Во всех случаях данная гипотеза была отвергнута на уровне значимости 0.01.

3.2. Детерминанты заработной платы в России и на Украине

Для повышения объясняющей способности моделей заработной платы классическая спецификация уравнения Минцера была несколько расширена, в модель дополнительно были введены переменные, отражающие среднюю продолжительность рабочего дня и пол респондента. Кроме того, в модель включались временные эффекты. Итоговая спецификация модели имеет следующий вид:

$$Q_{\ln(wage)_{ij}}(\tau | x_{ij}) = \alpha_i + \beta_0(\tau) + \beta_1(\tau) Education_i + \beta_2(\tau) Experience_i + \beta_3(\tau) Experience_i^2 + \beta_4(\tau) Tenure_i + \delta_1(\tau) Gender_i + \beta_5(\tau) Longday_i + d\lambda, \quad j=1, \dots, m, \quad i=1, \dots, n, \quad (6)$$

где $\ln(wage)$ — логарифм среднемесячной заработной платы за последний год на основном месте работы;

Education — число лет, затраченных на получение образования;

Experience — общий трудовой стаж в десятках лет;

Tenure — специфический трудовой стаж (стаж на последнем месте работы) в десятках лет;

Gender — фиктивная переменная, отражающая пол респондента (1 — женщина, 0 — мужчина);

Longday — средняя продолжительность рабочего дня в часах;

$d\lambda$ — вектор фиктивных переменных, отражающих временные эффекты, с соответствующими коэффициентами.

Для построения моделей заработной платы в России и на Украине были рассмотрены респонденты в возрасте от 20 до 60 лет, имеющие на момент проведения опроса какую-либо оплачиваемую занятость, рабочая неделя которых в среднем составляет не менее 10 часов. Объем выборки составил 5200 индивидов для Украины (всего за 2003, 2004, 2007 гг. — 15600 наблюдений) и 7600 индивидов для России (всего за 2003, 2004,

2007 гг. — 23000 наблюдений). Для построения моделей по России, которые описаны в разделе 3.3, была использована выборка, общий объем которой составил 79500 наблюдений. Из выборок были исключены респонденты, заработная плата которых была ниже минимального размера оплаты труда в России и на Украине в соответствующие годы. Безусловно, не все данные индивиды дали свой вклад в оценки параметров. С учетом пропущенных значений и истощения панелей, число наблюдений составило 8509 (55% из них — женщины) для России в 2003–2007 гг., 5785 (52% — женщины) для Украины, 31172 (55% — женщины) для России в 2008–2014 гг. Описательные статистики используемых выборок приведены в табл. 1.

Таблица 1. Описательные статистики используемых выборок

Россия: 2003, 2004, 2007 гг. ($N = 23092$)						
	Возраст	Общий трудовой стаж	Логарифм заработной платы	Продолжи- тельность рабочего дня	Число лет образования	Специфический стаж
Минимум	20	0	5.7	2	7	0
Среднее	38.4	18.1	8.6	8.55	11.4	6.6
Максимум	60	44.1	11.6	14	21	43
Украина: 2003, 2004, 2007 гг. ($N = 15629$)						
Минимум	20	0	2.3	2	7	0
Среднее	37.8	18.9	7.9	8	10.7	9.5
Максимум	60	44.5	10.9	14	21	39
Россия: 2008–2014 гг. ($N = 79439$)						
Минимум	20	0	7.7	2	7	0
Среднее	38.1	18.4	9.7	8.6	11.5	6.7
Максимум	60	43.8	12.9	14	21	42.9

Результаты идентификации моделей приведены в табл. 2. Структура таблицы включает в себя значения соответствующего коэффициента, стандартной ошибки и P -значения для каждого из рассматриваемых квантилей. Как видно из результатов идентификации моделей, между уровнями отдачи от образования в двух рассматриваемых странах существует ощутимый разрыв. Так, отдача от образования в России составляет 6.2% в квантиле 0.1 распределения логарифма заработной платы, после чего с ростом порядка рассматриваемого квантиля этот коэффициент демонстрирует тенденцию к росту и достигает значения 7.8%. Максимальное значение отдачи от образования наблюдается в квантиле 0.7 распределения зависимой переменной и составляет 8.3%.

Для Украины уровень отдачи от образования оказывается существенно ниже. В квантиле 0.1 распределения уровень отдачи от образования статистически значимо не отличается от нуля, после чего также наблюдается рост данного коэффициента. Максимальное значение отдачи от образования наблюдается в квантиле 0.8 распределения логарифма заработной платы и составляет 2.9%. В квантиле 0.9 уровень отдачи от образования несколько ниже и составляет 2.7%.

Зависимость уровня отдачи от образования от порядка рассматриваемого квантиля, а также соответствующие значения отдачи от образования, полученные для условного среднего

Таблица 2. Результаты и идентификации моделей квантильных регрессий заработной платы для панельных данных. Россия и Украина (2003, 2004, 2007 гг.)

Фактор	Страна	Квантиль								
		0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
Продолжительность образования, лет	Россия	0.062 ^{***} (0.002)	0.064 ^{***} (0.004)	0.072 ^{***} (0.004)	0.078 ^{***} (0.004)	0.078 ^{***} (0.004)	0.079 ^{***} (0.004)	0.083 ^{***} (0.004)	0.083 ^{***} (0.005)	0.078 ^{***} (0.005)
	Украина	0.003 ^{***} (0.004)	0.006 ^{***} (0.004)	0.016 ^{***} (0.003)	0.018 ^{***} (0.004)	0.020 ^{***} (0.003)	0.022 ^{***} (0.003)	0.027 ^{***} (0.004)	0.029 ^{***} (0.006)	0.027 ^{***} (0.005)
Общий стаж, четырехлетия	Россия	0.025 ^{***} (0.01)	0.032 ^{***} (0.007)	0.043 ^{***} (0.011)	0.056 ^{***} (0.013)	0.069 ^{***} (0.011)	0.076 ^{***} (0.011)	0.084 ^{***} (0.014)	0.100 ^{***} (0.015)	0.110 ^{***} (0.017)
	Украина	0.013 ^{***} (0.005)	0.017 ^{***} (0.006)	0.024 ^{***} (0.004)	0.034 ^{***} (0.008)	0.035 ^{***} (0.010)	0.048 ^{***} (0.011)	0.044 ^{***} (0.014)	0.044 ^{***} (0.018)	0.036 ^{***} (0.017)
Квадрат общего стажа, четырехлетия	Россия	-0.003 ^{***} (0.0005)	-0.004 ^{***} (0.0009)	-0.005 ^{***} (0.0009)	-0.007 ^{***} (0.001)	-0.006 ^{***} (0.0011)	-0.006 ^{***} (0.0011)	-0.007 ^{***} (0.0016)	-0.008 ^{***} (0.0013)	-0.009 ^{***} (0.0019)
	Украина	-0.0010 ^{**} (0.0006)	-0.0010 ^{**} (0.0005)	-0.0014 ^{**} (0.0006)	-0.0025 ^{***} (0.0005)	-0.0024 ^{**} (0.001)	-0.003 ^{**} (0.001)	-0.005 ^{**} (0.001)	-0.0028 ^{**} (0.001)	-0.003 ^{**} (0.001)
Специфический стаж, четырехлетия	Россия	-0.005 ^{***} (0.040)	0.024 ^{***} (0.034)	0.040 ^{***} (0.031)	0.015 ^{***} (0.015)	0.022 ^{***} (0.013)	0.023 ^{***} (0.011)	0.027 ^{***} (0.015)	0.026 ^{***} (0.013)	0.026 ^{***} (0.012)
	Украина	0.030 ^{***} (0.032)	0.032 ^{***} (0.016)	0.030 ^{***} (0.015)	0.042 ^{***} (0.02)	0.055 ^{***} (0.026)	0.064 ^{***} (0.025)	0.067 ^{***} (0.024)	0.071 ^{***} (0.012)	0.072 ^{***} (0.012)
Пол	Россия	-0.337 ^{***} (0.027)	-0.416 ^{***} (0.030)	-0.444 ^{***} (0.0193)	-0.461 ^{***} (0.020)	-0.472 ^{***} (0.019)	-0.462 ^{***} (0.020)	-0.438 ^{***} (0.020)	-0.447 ^{***} (0.021)	-0.425 ^{***} (0.029)
	Украина	-0.137 ^{***} (0.031)	-0.166 ^{***} (0.030)	-0.228 ^{***} (0.029)	-0.278 ^{***} (0.027)	-0.325 ^{***} (0.031)	-0.307 ^{***} (0.025)	-0.324 ^{***} (0.032)	-0.365 ^{***} (0.033)	-0.346 ^{***} (0.039)
Средняя продолжительность рабочего дня, час.	Россия	0.045 ^{***} (0.006)	0.058 ^{***} (0.005)	0.062 ^{***} (0.004)	0.064 ^{***} (0.005)	0.060 ^{***} (0.005)	0.061 ^{***} (0.006)	0.059 ^{***} (0.006)	0.058 ^{***} (0.007)	0.069 ^{***} (0.008)
	Украина	0.046 ^{***} (0.010)	0.038 ^{***} (0.010)	0.043 ^{***} (0.009)	0.043 ^{***} (0.008)	0.040 ^{***} (0.009)	0.039 ^{***} (0.008)	0.042 ^{***} (0.011)	0.034 ^{***} (0.014)	0.043 ^{***} (0.013)
Фиктивная переменная 2004 года	Россия	0.144 ^{***} (0.028)	0.154 ^{***} (0.025)	0.144 ^{***} (0.020)	0.152 ^{***} (0.021)	0.146 ^{***} (0.021)	0.130 ^{***} (0.022)	0.142 ^{***} (0.022)	0.154 ^{***} (0.026)	0.155 ^{***} (0.030)
	Украина	0.214 ^{***} (0.063)	0.235 ^{***} (0.043)	0.239 ^{***} (0.042)	0.211 ^{***} (0.041)	0.190 ^{***} (0.050)	0.182 ^{***} (0.046)	0.209 ^{***} (0.052)	0.142 ^{***} (0.054)	0.113 ^{***} (0.045)
Фиктивная переменная 2007 года	Россия	0.628 ^{***} (0.062)	0.661 ^{***} (0.051)	0.653 ^{***} (0.033)	0.652 ^{***} (0.046)	0.686 ^{***} (0.038)	0.636 ^{***} (0.040)	0.623 ^{***} (0.041)	0.600 ^{***} (0.049)	0.629 ^{***} (0.073)
	Украина	1.274 ^{***} (0.084)	1.265 ^{***} (0.052)	1.274 ^{***} (0.053)	1.252 ^{***} (0.046)	1.242 ^{***} (0.051)	1.176 ^{***} (0.067)	1.207 ^{***} (0.060)	1.090 ^{***} (0.057)	1.074 ^{***} (0.080)

Примечание: *, **, *** — значимость на уровне 0.1, 0.05, 0.01. В скобках приведены стандартные ошибки (cluster-robust standard errors).

М. Ю. Архипова, А. А. Егоров, В. П. Сиротин

значения зависимой переменной, представлены на рис. 3. Толстая черная линия — оценки на основе квантильной регрессии, серая область — доверительный интервал для оценок на основе квантильных регрессий, тонкая черная линия — оценка на основе регрессии среднего, пунктирные линии — границы доверительного интервала для оценок регрессии среднего. Как видно из рисунка, в случае российской выборки оценки, полученные на основе квантильной регрессии, статистически значимо отличаются от оценок регрессии среднего в квантилях 0.1 и 0.2. В случае данных по Украине такие значимые различия наблюдаются в квантилях 0.1, 0.6, 0.7, 0.8 и 0.9. При этом статистически значимые отличия квантильных оценок от параметров, оцененных на основе регрессии среднего, обнаруживаются в квантилях 0.1 и 0.2 для России и в квантилях 0.1 и 0.7 для Украины. Это может свидетельствовать о том, что формально проблема эндогенности была решена для низкооплачиваемых категорий работников. Данный результат может быть объяснен фактом отсутствия корреляции между инвариантными во времени способностями и уровнем образования, а также между способностями и заработной платой. Ввиду того, что в рамках регрессии среднего квантильные различия игнорируются, эффект завышения оценок параметров распространяется на все квантильные группы.

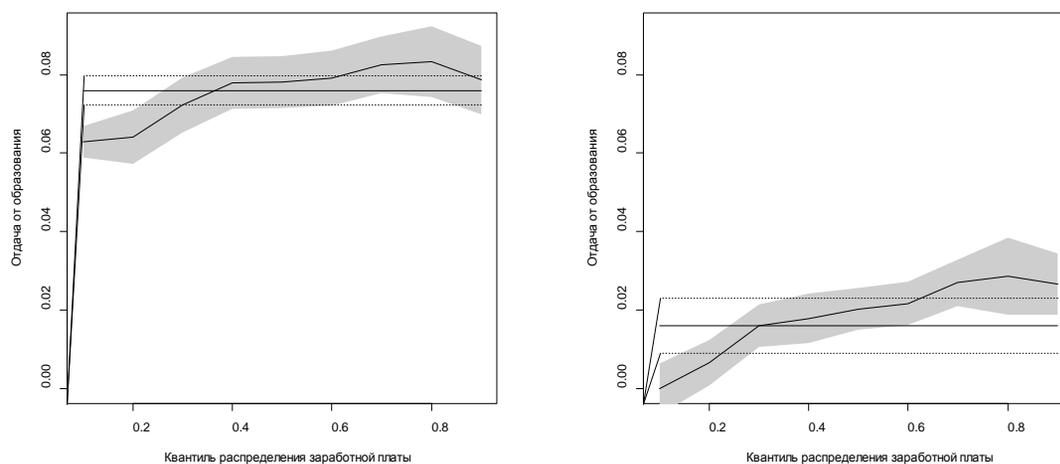


Рис. 3. Зависимость отдачи от образования от квантиля распределения логарифма заработной платы в России (слева) и на Украине (справа), 2003, 2004, 2007 гг.

Для подтверждения целесообразности применения квантильной регрессии также возможно реализовать тест, нулевая гипотеза которого состоит в равенстве отдачи от образования в разных квантилях. Было протестировано несколько гипотез, состоящих в равенстве отдачи от образования в квантилях 0.1 и 0.5, 0.1 и 0.9, 0.5 и 0.9. Результаты тестирования приведены в табл. 3.

Таким образом, согласно результатам теста, в России и на Украине отдача от образования статистически значимо различается в квантилях порядка 0.1 и 0.5, 0.1 и 0.9.

Приведенные в таблице 2 оценки отдачи от образования были сопоставлены с оценками, полученными на основе стандартной квантильной регрессии на кросс-секционных данных. Такое сопоставление иллюстрируется рис. 4. На этом рисунке сплошная линия — оценки,

Таблица 3. Результаты тестирования равенства отдач от образования в разных квантилях

Россия (2003, 2004, 2007 гг.)		Украина (2003, 2004, 2007 гг.)	
Сравниваемые квантили	<i>P</i> -значение	Сравниваемые квантили	<i>P</i> -значение
0.1 и 0.5	0.01	0.1 и 0.5	0.01
0.1 и 0.9	0.02	0.1 и 0.9	0.01
0.5 и 0.9	0.15	0.5 и 0.9	0.11

полученные на основе квантильной регрессии на кросс-секционных данных, пунктирная линия — оценки, полученные на основе квантильной регрессии с фиксированными эффектами, а точечные линии — границы 95%-ных доверительных интервалов.

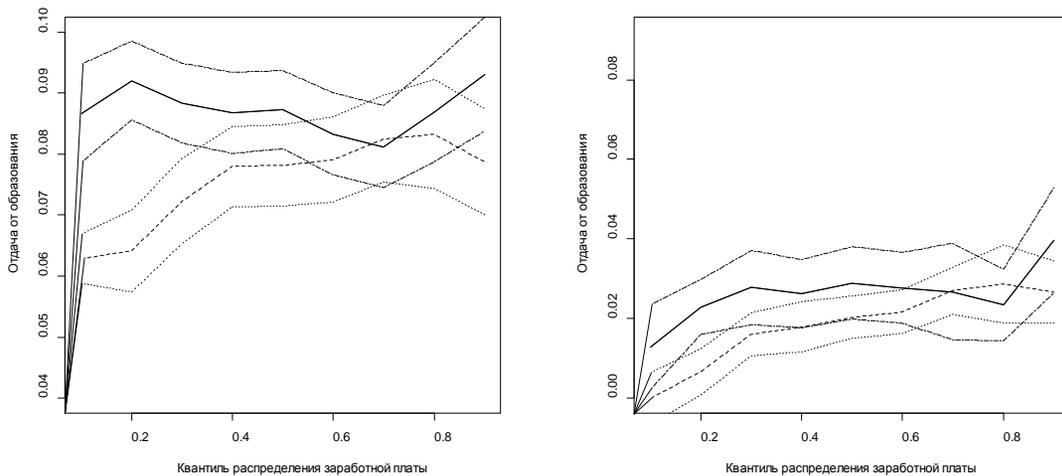


Рис. 4. Сравнение отдачи от образования, оцененной на основе квантильной регрессии с фиксированными эффектами и квантильной регрессии на объединенной выборке в России (слева) и на Украине (справа) в 2003, 2004, 2007 гг.

Как видно из графиков, приведенных на рис. 4, статистически значимые различия оцененных параметров наблюдаются лишь в нескольких квантилях как в России, так и на Украине. Однако величина отдачи от образования, полученная на основе квантильной регрессии с фиксированными эффектами, оказывается ниже почти во всех рассматриваемых квантилях в обеих странах. Это позволяет говорить о том, что выбранная стратегия оценивания оправдывает себя и позволяет получить более корректные оценки отдачи от образования. Кроме того, предполагается, что при увеличении объема выборки доверительные интервалы будут сужаться, что приведет к статистически значимым различиям оценок в большем числе децилей.

Еще одно существенное различие между странами состоит в том, в какой степени заработная плата определяется общим трудовым стажем и специфическим трудовым стажем. В России большее влияние на величину заработной платы оказывает общий трудовой стаж, тогда как на Украине — специфический. Как видно из табл. 2, коэффициенты полуэластичности заработной платы по общему трудовому стажу, измеренному в четырехлетиях, лежат в пределах от 2.5 до 11% в России и от 1.3 до 4.8% на Украине. В случае со специфическим трудовым стажем, также измеренным в четырехлетиях, наблюдается иная картина:

коэффициент колеблется в пределах от 0 до 2.7% в России и от 0 до 7.2% на Украине. Такие результаты позволяют предполагать, что рынок труда в России является более подвижным и динамичным, позволяет работникам увеличивать свою заработную плату, наращивая общий трудовой стаж, работая у разных работодателей и овладевая различными компетенциями. А для Украины более выигрышной стратегией индивида в среднем будет являться накопление трудового стажа у одного работодателя, с накоплением знаний, умений и навыков, которые необходимы для успешного выполнения служебных обязанностей на конкретном месте работы.

Полученные результаты также позволяют анализировать дифференциацию заработной платы в рассматриваемых странах в зависимости от пола работника. Из таблицы 2 видно, что во всех децилях распределения логарифма заработной платы и в России, и на Украине мужчины в среднем зарабатывают больше, чем женщины. Кроме того, коэффициент при переменной пола респондента в России по модулю выше, чем соответствующий коэффициент в модели для Украины во всех рассматриваемых квантилях, что позволяет говорить о большей дифференциации заработной платы в зависимости от пола работника на российском рынке труда. В России наименьшая дифференциация заработной платы по полу наблюдается в нижних децилях, после чего модуль соответствующего коэффициента полуэластичности растет, достигая максимального значения 47.2% в квантиле 0.5, после чего снижается до 42.5% в квантиле 0.9. На Украине такая ярко выраженная параболическая зависимость параметра при переменной пола респондента от квантиля распределения зависимой переменной отсутствует, значение коэффициента полуэластичности колеблется в пределах от 16.6 до 36.5%.

Величина коэффициентов полуэластичности по средней продолжительности рабочего дня в двух странах находится на сопоставимом уровне и колеблется в пределах от 4.5 до 6.9% в России и от 3.4 до 4.6% на Украине.

Параметры при временных эффектах в обеих рассматриваемых странах оказываются статистически значимыми и положительными, что позволяет предположить улавливание соответствующими фиктивными переменными происходящих в экономике инфляционных процессов.

Для проверки робастности выводов, а также для получения дополнительных эмпирических результатов, позволяющих определить, в какой из двух стран заработная плата в большей степени определяется уровнем полученного образования, разумно применить методологию копулярных функций (Sklar, 1959, 1973; Бродский и др., 2009). Она является логическим развитием основного используемого метода — квантильной регрессии — для логарифма заработной платы и продолжительности образования. Существует большое число различных семейств копул (Aas, 2004; Joe, 1997; Nelsen, 1999), поэтому выбор оптимальной копулы осуществлялся с помощью функции *BiCopSelect* в пакете *VineCopula*, которая отыскивает оптимальную копулу с помощью информационного критерия Акаике. На основе данной процедуры оптимальной оказалось копула Гаусса с параметром 0.251 для России и 0.112 для Украины. Графики плотности копулы для логарифма заработной платы и числа лет образования для двух рассматриваемых стран приведены на рис. 5.

Стоит заметить, что если между рассматриваемыми переменными отсутствует какая-либо корреляционная взаимосвязь, то значение плотности копулы равно единице и график плотности копулы представляет собой плоскость. По мере приближения коэффициента корреляции к единичному значению график плотности начинает трансформироваться

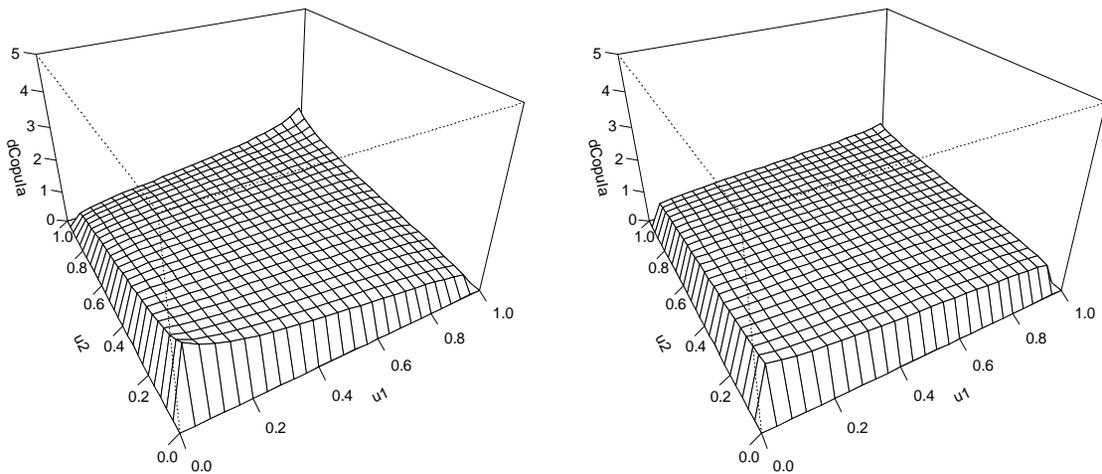


Рис. 5. Плотность копулы для логарифма заработной платы и числа лет образования в России (слева) и на Украине (справа), 2003, 2004, 2007 гг.

из плоскости в «седло», начинают проявляться так называемые «хвосты». При этом, чем более ярко выраженными являются эти хвосты, тем более тесная взаимосвязь наблюдается между рассматриваемыми переменными. Таким образом, наглядно иллюстрируются выводы, сделанные на основе квантильной регрессии с фиксированными эффектами. Заработная плата в России в большей степени определяется полученным образованием, чем на Украине, о чем свидетельствует более высокое значение параметра копулы Гаусса в случае России и визуальный анализ рис. 5 (график плотности копулы на основе данных по России имеет более ярко выраженные «хвосты»).

3.3. Заработная плата в России: современные тенденции

Результаты моделирования заработной платы позволяют говорить о существенных различиях в значимости тех или иных факторов при формировании заработной платы в России и на Украине в 2003, 2004 и 2007 гг. Однако за прошедшее десятилетие в характеристиках стран, определяющих уровень отдачи от образования, могли произойти существенные изменения, поэтому интерес представляет актуализация данных, на основе которых идентифицируются модели заработной платы. К сожалению, мониторинг экономического положения и здоровья населения на Украине не проводился после 2007 г., что не позволяет провести сравнительный анализ России и Украины, однако можно оценить аналогичную модель на основе более свежих данных для России, используя лонгитюдное обследование РМЭЗ НИУ ВШЭ. Неизменность методологии данного обследования делает сопоставления корректными и позволяет проследить, какие изменения произошли в тенденциях формирования заработной платы в России за два рассматриваемых периода. Кроме того, апробация моделей на другой выборке являет собой дополнительную проверку устойчивости наших результатов.

С целью выявления факторов, оказывающих влияние на заработную плату в современной России в период с 2008 по 2014 г., был сформирован многомерный массив данных (панель).

Полученные на основе методики, предложенной в разделе 3.1, и волн обследования РМЭЗ НИУ ВШЭ результаты моделирования заработной платы приведены в табл. 4 и будут иллюстрироваться аналогичным графиком динамики зависимости нормы отдачи от образования от рассматриваемых квантилей распределения логарифма заработной платы.

Таблица 4. Результаты идентификации моделей квантильных регрессий заработной платы для панельных данных, Россия 2008–2014 гг.

Фактор	Квантиль								
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
Число лет образования	0.050*** (0.002)	0.061*** (0.002)	0.064*** (0.002)	0.067*** (0.002)	0.072*** (0.002)	0.075*** (0.002)	0.077*** (0.002)	0.077*** (0.002)	0.079*** (0.007)
Общий трудовой стаж, четырехлетия	0.021*** (0.004)	0.025*** (0.004)	0.026*** (0.005)	0.037*** (0.005)	0.049*** (0.005)	0.060*** (0.006)	0.081*** (0.005)	0.091*** (0.006)	0.094*** (0.003)
Квадрат общего трудового стажа, четырехлетия	-0.002*** (0.0004)	-0.003*** (0.0005)	-0.003*** (0.0007)	-0.003*** (0.0006)	-0.004*** (0.0005)	-0.005*** (0.0008)	-0.006*** (0.0009)	-0.006*** (0.001)	-0.006*** (0.001)
Спец. трудовой стаж, четырехлетия	0.007 (0.008)	0.006 (0.005)	0.003 (0.004)	0.004 (0.003)	0.007 (0.005)	0.014* (0.008)	0.023** (0.010)	0.029** (0.012)	0.034*** (0.009)
Пол	-0.271*** (0.009)	-0.339*** (0.008)	-0.361*** (0.007)	-0.381*** (0.007)	-0.391*** (0.007)	-0.393*** (0.008)	-0.389*** (0.008)	-0.380*** (0.009)	-0.344*** (0.011)
Средняя продолжительность рабочего дня	0.029*** (0.002)	0.037*** (0.002)	0.039*** (0.002)	0.038*** (0.002)	0.040*** (0.002)	0.040*** (0.002)	0.040*** (0.002)	0.041*** (0.002)	0.044*** (0.003)
2009 год	0.115*** (0.017)	0.082*** (0.017)	0.064*** (0.019)	0.059*** (0.020)	0.056** (0.024)	0.051** (0.022)	0.047* (0.025)	0.038 (0.026)	0.047* (0.027)
2010 год	0.149*** (0.017)	0.130*** (0.016)	0.111*** (0.019)	0.116*** (0.018)	0.102*** (0.019)	0.090*** (0.020)	0.093*** (0.023)	0.091** (0.024)	0.089*** (0.028)
2011 год	0.177*** (0.018)	0.171*** (0.017)	0.167*** (0.020)	0.166*** (0.018)	0.159*** (0.018)	0.146*** (0.020)	0.143*** (0.024)	0.127*** (0.023)	0.126*** (0.029)
2012 год	0.271*** (0.018)	0.276*** (0.017)	0.277*** (0.020)	0.287*** (0.020)	0.284*** (0.020)	0.276*** (0.022)	0.276*** (0.027)	0.289*** (0.026)	0.298*** (0.027)
2013 год	0.320*** (0.016)	0.351*** (0.016)	0.364*** (0.018)	0.376*** (0.019)	0.377*** (0.019)	0.356*** (0.019)	0.351*** (0.023)	0.331*** (0.021)	0.327*** (0.027)
2014 год	0.449*** (0.018)	0.468*** (0.017)	0.475*** (0.010)	0.484*** (0.018)	0.470*** (0.018)	0.446*** (0.019)	0.435*** (0.023)	0.429*** (0.020)	0.408*** (0.026)

Примечание. *, **, *** — значимость на уровне 0.1, 0.05, 0.01. В скобках приведены стандартные ошибки (cluster-robust standard errors).

Динамика зависимости отдачи от образования от квантиля распределения логарифма заработной платы приведена на рис. 6. На рисунке толстая черная линия — оценки на основе квантильной регрессии, серая область — доверительный интервал для оценок на основе квантильных регрессий, тонкая черная линия — оценка на основе регрессии среднего, пунктирные линии образуют доверительный интервал для оценок регрессии среднего. Как видно из этого рисунка, доверительные интервалы для квантильных оценок и оценок на основе классической регрессии среднего пересекаются лишь в квантилях порядка 0.4–0.6 распределения логарифма заработной платы. Таким образом, использование более объемной выборки дополнительно свидетельствует о целесообразности применяемого метода.

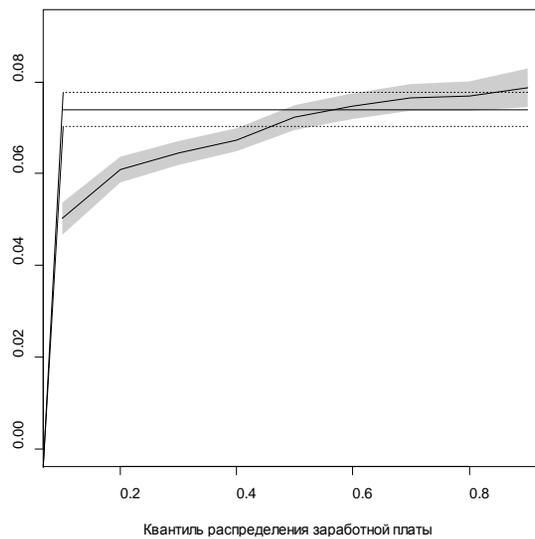


Рис. 6. Зависимость отдачи от образования от квантиля распределения логарифма заработной платы, Россия (2008–2014 гг.)

Сравнение рисунков 6 и 3 показывает, что в целом уровень отдачи от образования в России существенно не изменился в 2008–2014 гг. по сравнению с периодом 2003–2007 гг. При этом имеют место изменения формы зависимости в нижних квантилях распределения логарифма заработной платы. После этого значения коэффициентов полуэластичности сближаются на уровне 0.2 квантиля, затем возникает разрыв, равный примерно одному проценту, после чего значения коэффициентов вновь сравнивается на уровне 0.8 и 0.9 квантилей. Такие результаты могут свидетельствовать об относительной стабильности нормы отдачи от образования у высокооплачиваемых работников. Как и в случае с периодом 2003–2007 гг., было протестировано равенство отдачи от образования в разных квантилях. Результаты тестов приведены в табл. 5.

Таблица 5. Результаты тестирования равенства отдачи от образования в разных квантилях. Россия, 2008–2014 гг.

Сравниваемые квантили	<i>P</i> -значение
0.1 и 0.5	0.01
0.1 и 0.9	0.01
0.5 и 0.9	0.01

Таким образом, реализованный тест подтверждает статистически значимые различия между отдачами от образования в трех рассмотренных парах квантилей распределения логарифма заработной платы.

Также было проведено сравнение оценок квантильной регрессии с фиксированными эффектами и оценок отдачи от образования, полученных на основе квантильной регрессии на объединенной выборке. На рисунке 7 сплошной линией изображены оценки, полученные на основе квантильной регрессии на кросс-секционных данных, пунктирной — оценки,

полученные на основе квантильной регрессии с фиксированными эффектами, а точечные линии — 95%-ные доверительные интервалы.

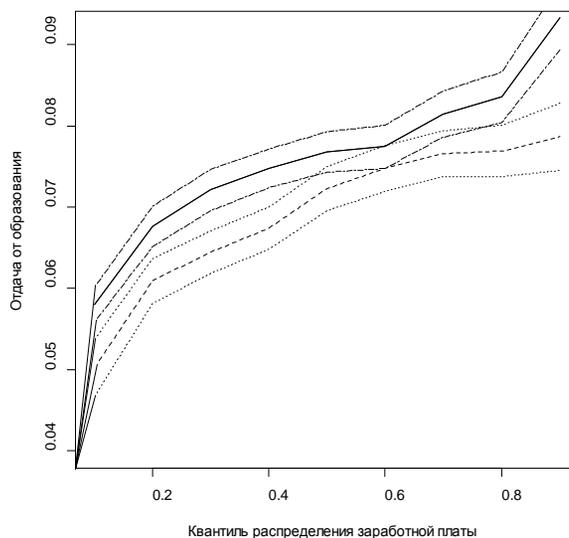


Рис. 7. Сравнение отдачи от образования, оцененной на основе квантильной регрессии с фиксированными эффектами и квантильной регрессии на объединенной выборке в России в 2008–2014 гг.

Из графика, приведенного на рис. 7, можно видеть, что, как и предполагалось ранее, ввиду большего объема выборки практически во всех квантилях распределения заработной платы наблюдаются статистически значимые различия оценок на основе регрессий с фиксированными эффектами и на объединенной выборке. Такие результаты позволяют говорить о корректности исходной гипотезы, состоящей в том, что использование квантильной регрессии с фиксированными эффектами является оправданным усложнением модели.

Анализ таблицы 4 показывает, что в 2008–2014 гг. сохранилась примерно та же положительная зависимость коэффициента полуэластичности по общему трудовому стажу от рассматриваемого квантиля распределения логарифма заработной платы. Кроме того, в течение периода с 2008 по 2014 г. на российском рынке труда наблюдался тот же феномен, что и в период с 2003 по 2007 г.: преобладающую роль в формировании заработной платы индивида играл общий трудовой стаж, а не специфический, как в случае с Украиной.

Сравнивая коэффициенты полуэластичности по специфическому трудовому стажу, можно отметить сохранение формы зависимости от квантиля распределения. При этом в период с 2008 по 2014 г. рассматриваемый коэффициент оказывается выше в квантилях порядка 0.5–0.7 и принимает максимальное значение 2.7% в квантиле порядка 0.7 и минимальное значение 0% в квантилях порядка 0.1–0.4. Наибольший разрыв между коэффициентами наблюдается в квантиле порядка 0.5 и составляет примерно 1.5%, при этом с ростом квантиля распределения логарифма заработной платы разрыв сокращается. Другими словами, у низкооплачиваемых работников специфический трудовой стаж играет менее важную роль при формировании заработной платы, чем у работников из тех сегментов рынка труда, заработная плата в которых является относительно высокой. Это говорит о том,

что низкооплачиваемые работники в России являются более мобильными, могут часто менять место работы без потерь в заработной плате, в данных сегментах рынках труда для работников не важны специфические, необходимые для конкретного рабочего места знания и навыки.

Зависимость коэффициента полуэластичности по полу от квантиля распределения логарифма заработной платы имеет обратную U-образную зависимость, и максимальная дифференциация заработных плат по полу работников наблюдается примерно на медианном уровне, при этом существенных отличий между рассматриваемыми периодами не наблюдается. Коэффициенты квантильных регрессий по модулю несколько выше в 2003, 2004, 2007 гг., что говорит о большей дифференциации заработных плат по полу работников в то время.

Наконец, рассмотрим коэффициент при переменной, отражающей среднюю продолжительность рабочего дня. Из таблицы 4 видно, что разрыв между коэффициентами, полученными на основе регрессии среднего, составляет примерно 2%. При этом форма зависимости коэффициентов квантильных регрессий от квантиля распределения логарифма заработной платы остается схожей. Коэффициенты квантильных регрессий имеют наибольший разрыв в нижних квантилях распределения логарифма заработной платы, после чего с ростом порядка рассматриваемого квантиля разрыв сокращается, и к квантилю 0.8 коэффициенты, полученные на основе данных за два периода, сближаются.

Таким образом, можно говорить о том, что сравнение двух периодов, 2003–2007 и 2008–2014 гг., не выявило существенных различий в составе факторов, определяющих величину заработной платы в России. Главный интересующий фактор — отдача от образования, становится ниже в квантилях, не превосходящих медиану. Это может свидетельствовать о росте средних заработных плат в сегментах низкооплачиваемых работников. Это также говорит о наметившейся схожести факторов, определяющих норму отдачи от образования в России и развитых странах, где величина нормы отдачи от образования относительно невысока из-за более равномерного распределения доходов: даже низкоквалифицированные работники могут рассчитывать на относительно высокую заработную плату.

Приведенные результаты позволяют говорить о том, что в ходе исследования были получены модели с достаточно высокой объясняющей способностью (порядка 40% по моделям на объединенных выборках). Однако в ряде работ, в частности, в (Andini, 2010), авторы указывают на необходимость оценивания динамического уравнения Минцера, которое отличается от классической версии включением в спецификацию лагированных значений заработной платы респондентов. Такое включение позволяет учесть возможную асимметрию информации на рынке труда, когда наблюдаемые значения заработной платы могут отличаться от величины заработной платы, определяемой лишь способностями индивида. В настоящей статье предполагается, что асимметрия информации на рынках труда России и Украины в рассматриваемый период была незначительной. Безусловно, такое предположение должно приниматься во внимание при интерпретации получаемых результатов. Данные особенности в определенной степени учитываются путем введения в модель фиксированных эффектов, кроме того, отойти от рассмотрения данной проблемы позволяет отсутствие серьезных макроэкономических шоков в течение рассматриваемого периода, стабильность темпов экономического роста (см. рис. 2) и ключевых показателей рынка труда.

По аналогии с предыдущим разделом для подтверждения полученных результатов рассмотрим также модель копулы для логарифма заработной платы и числа лет образования

на основе данных по России в 2008–2014 гг. В данном случае оптимальной также оказалась копула Гаусса с параметром 0.279. График плотности копулы приведен на рис. 8.

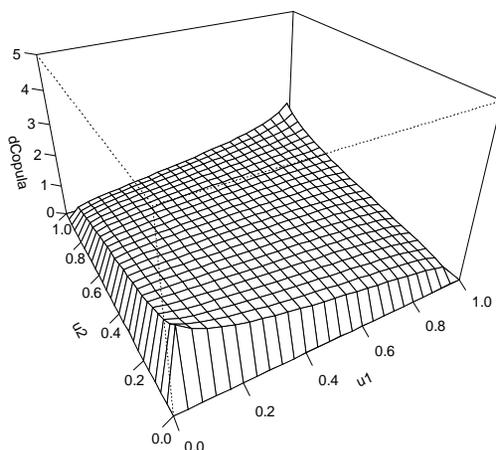


Рис. 8. Плотность копулы для логарифма заработной платы и числа лет образования, Россия, 2008–2014 гг.

Копулярные оценки для логарифма заработной платы и продолжительности образования позволяют говорить о более тесной взаимосвязи между уровнем образования и заработной платы в России в течение 2008–2014 гг. В целом потребность в высококвалифицированных специалистах сохранилась примерно на прежнем уровне, несмотря на случившийся в 2008–2009 гг. экономический кризис.

Подводя итог проделанной работе, можно отметить рост влияния полученного образования на величину заработной платы в России, о чем свидетельствуют модели совместного распределения логарифма заработной платы и числа лет образования. Повышение важности образования и его влияния на заработную плату может быть объяснено увеличением запроса со стороны промышленности на высококвалифицированных специалистов, способных не только работать с использованием новых технологий, разработок, но и создавать новые инновационные товары и услуги, отвечающие требованиям времени.

Специалисты высокой квалификации нужны сегодня не только в тех отраслях, которые возникли сравнительно недавно и относятся к высокотехнологичным, как например, производство электронной и вычислительной техники, нано- или биотехнологии, но и во всех других отраслях сферы производства и услуг, в которые происходят технологические изменения.

Заключение

Сравнительный анализ эффективности инвестиций в человеческий капитал в России и на Украине на основе квантильных регрессий заработной платы по панельным данным позволяет сделать вывод о том, что России удалось более эффективно реализовать накопленный в течение советского периода потенциал развития и достичь более высокого уровня инновационного развития экономики. Об этом свидетельствует существенный разрыв в нормах

отдачи от образования между двумя странами и более тесная взаимосвязь между числом лет образования и заработной платой, обнаруженная на основе моделей их совместного распределения.

Влияние социально-экономических факторов на величину заработной платы в России и на Украине не одинаково как в количественном, так и в качественном отношении. В России наблюдается большая роль общего трудового стажа, тогда как на Украине оптимальной стратегией для работника является накопление специфического трудового стажа, т. е. стажа работы у одного работодателя. Кроме того, выявляется существенный разрыв в коэффициентах полуэластичности заработной платы по полу респондента, что говорит о большей дифференциации заработной платы работников в зависимости от пола в России.

Отдача от образования является показателем, изменяющимся во времени, ее величина подвержена существенному воздействию ситуации на рынке труда. Несмотря на более высокую, чем на Украине, отдачу от образования, Россия отстает по данному показателю от других развивающихся стран. В частности, отдача от образования в России оказывается на 2.4% ниже, чем в Аргентине, и на 3.1% ниже, чем в Бразилии (Montenegro, Partinos, 2014). Это свидетельствует о более высокой капитализации профессиональных знаний в других развивающихся странах, а также о необходимости повышения инновационности российской экономики, что позволит увеличить спрос на обладающую высоким запасом человеческого капитала рабочую силу и, как следствие, отдачу от образования.

Благодарности. Исследование выполнено при финансовой поддержке научно-исследовательского проекта РГНФ № 16-02-00561а «Инновационная деятельность в современной России: тенденции развития и влияние на уровень жизни населения».

Список литературы

Айвазян С. А., Афанасьев М. Ю. (2012). Методология оценки человеческого капитала компании (на примере научной организации). *Препринт WP/2012/291*. М.: ЦЭМИ РАН.

Бродский Б. Е., Пеникас Г. И., Сафарян И. А. (2009). Обнаружение структурных сдвигов в моделях копул. *Прикладная эконометрика*, 16 (4), 3–15.

Гимпельсон В., Капелюшников Р. (2007). Заработная плата в России: эволюция и дифференциация. М.: Изд. дом ГУ ВШЭ.

Лукьянова А. (2010). Отдача от образования: что показывает мета-анализ. *Экономический журнал Высшей школы экономики*, 14 (3), 326–348.

Сиротин В., Егоров А. (2016). Капитализация профессиональных знаний как фактор экономического развития. *Дружеровский вестник*, 3, 70–77.

Эббес П. (2007). Инструментальные переменные и эндогенность: Нетехнический обзор. *Квантиль*, 2, 3–20.

Aas K. (2004). Modelling the dependence structure of financial assets: A survey of four copulas. *Working paper of Norwegian computing center No SAMBA/22/04*.

Andini C. (2010). Within-groups wage inequality and schooling: Further evidence for Portugal. *Applied Economics*, 42 (28), 3685–3691.

Angrist J., Krueger A. (1991). Does compulsory school attendance affect schooling and earnings? *Quarterly Journal of Econometrics*, 106 (4), 979–1014.

- Arias O., Hallock F., Sosa-Escudero W. (2001). Individual heterogeneity in return to schooling: instrumental variables quantile regression using twins data. *Empirical economics*, 26 (1), 7–40.
- Barro R., Lee J. (2013). A new data set of educational attainment in the world. *Journal of Development Economics*, 104 (C), 184–198.
- Becker G. (1964). *Human capital*. New York: National Bureau of Economic Research.
- Becker G., Chiswick B. (1966). Education and distribution of earnings. *American Economic Review*, 56 (1/2), 358–369.
- Card D. (1995). Earnings, schooling and ability revisited. *Research in Labor Economics*, 14, 23–48.
- Card D. (2001). Estimating the return to schooling: Progress on some persistent econometric problems. *Econometrica*, 69 (5), 1127–1160.
- Chamberlain G., Griliches Z. (1975). Unobservables with a variance-components structure: Ability, schooling and the economic success of brothers. *International Economic Review*, 16, 422–449.
- Denny K., Harmon C. (2000). Education policy reform and the return to schooling from instrumental variables. *IFS working paper No W00/06*.
- Gastwirth J. (1980). The robustness properties of two tests for serial correlation. *Journal of American Statistical Association*, 75 (369), 138–141.
- Gorodnichenko Y., Sabirianova K. (2005). Returns to schooling in Russia and Ukraine: A semiparametric approach to cross-country comparative analysis. *Journal of Comparative Economics*, 33 (2), 324–350.
- Griliches Z. (1977). Estimating the return to schooling: Some econometric problems. *Econometrica*, 45 (1), 1–22.
- Griliches Z., Mason W. (1972). Education, income and ability. *Journal of Political Economy*, 80 (3), 74–103.
- Griliches Z. (1970). Notes on the role of education in production functions and growth accounting. *Education, income, and human capital*, 71–127, N.Y.: NBER Press.
- Joe H. (1997). Multivariate models and dependence concepts. *Monographs on Statistics and Applied Probability*, 73, London: Chapman&Hall.
- Koenker R. (2004). Quantile regression for longitudinal data. *Journal of Multivariate Analysis*, 91 (1), 74–89.
- Koenker R., Bassett G. (1978). Regression quantiles. *Econometrica*, 46 (1), 33–50.
- Mincer D. (1974). *Education, experience and distribution of earnings*. N.Y.: NBER Press.
- Montenegro E., Partinos H. (2014). Comparable estimates of returns to schooling around the world. *World Bank policy research working paper 7020*.
- Nelsen R. (1999). *An introduction to copulas*. N.Y.: Springer.
- Pasacharopoulos G., Patrinos H. (2002). Returns to investment in education. *World Bank policy research working paper 2881*.
- Sklar A. (1959). Fonctions de repartition a n dimensions et leur marges. *Publications de l'institute de statistique de l'universite de Paris*, 8, 229–231.
- Sklar A. (1973). Random variables, joint distribution functions, and copulas. *Kybernetika*, 9 (6), 449–460.

Поступила в редакцию 07.06.2016;
принята в печать 25.07.2017.

Arkhipova M. J., Egorov A. A., Sirotnin V. P. Returns to schooling in Russia and Ukraine: Comparative analysis. *Applied Econometrics*, 2017, v. 47, pp. 100–122.

Marina Arkhipova

National Research University Higher School of Economics, Moscow, Russian Federation;
Arkhipova@yandex.ru

Alexey Egorov

National Research University Higher School of Economics, Moscow, Russian Federation;
a.a.egorov07@gmail.com

Viacheslav Sirotnin

National Research University Higher School of Economics, Moscow, Russian Federation;
vsirotnin@hse.ru

Returns to schooling in Russia and Ukraine: Comparative analysis

The paper is focused on the measuring of return to education. This measure reflects the yield of investments in human capital. The analysis is based on estimation of the modified Mincer's type equations by means of quantile regressions for panel data. Along with quantile regressions estimation we consider the models of the joint distribution of wage and education duration based on copulas. The methodological approach used in the study allows comparing the significance of the factors included in the model for the wage formation. Also it allows investigating the structure of the relationship between wage and education and answering the question devoted to the following dilemma — in which country return to education was higher after the decade of independent development.

Keywords: capitalization of professional knowledge; quantile regression; wage; longitudinal data.

JEL classification: C51; I26; J24.

References

Aivazian S. A., Afanasiev M. Yu. (2012). Metodologija ocenki chelovecheskogo kapitala kompanii (na primere nauchnoj organizacii). Preprint №WP/2012/291. M.: CEMI RAS (in Russian).

Brodsky B. E., Penikas H. I., Safaryan I. A. (2009). Detection of structural breaks in copula models. *Applied Econometrics*, 16, 3–15 (in Russian).

Gimpelson V., Kapeliushnikov R. (2007). Labor wages in Russia: Evolution and differentiation. M.: HSE Publishing house (in Russian).

Lukiyanova A. (2010). Returns to education in Russia: Evidence from meta-analysis. *HSE Economic Journal*, 14 (3), 326–348 (in Russian).

Sirotnin V., Egorov A. (2016). Kapitalizacija professional'nyh znaniy kak faktor jekonomicheskogo razvitiya. *Drukerovskij vestnik*, 3, 70–77 (in Russian).

Ebbes P. (2007). A non-technical guide to instrumental variables and regressor-error dependencies. *Quantile*, 2, 3–20 (in Russian).

Aas K. (2004). Modelling the dependence structure of financial assets: A survey of four copulas. *Working paper of Norwegian computing center* No SAMBA/22/04.

Andini C. (2010). Within-groups wage inequality and schooling: Further evidence for Portugal. *Applied Economics*, 42 (28), 3685–3691.

- Angrist J., Krueger A. (1991). Does compulsory school attendance affect schooling and earnings? *Quarterly Journal of Econometrics*, 106 (4), 979–1014.
- Arias O., Hallock F., Sosa-Escudero W. (2001). Individual heterogeneity in return to schooling: instrumental variables quantile regression using twins data. *Empirical economics*, 26 (1), 7–40.
- Barro R., Lee J. (2013). A new data set of educational attainment in the world. *Journal of Development Economics*, 104 (C), 184–198.
- Becker G. (1964). *Human capital*. New York: National Bureau of Economic Research.
- Becker G., Chiswick B. (1966). Education and distribution of earnings. *American Economic Review*, 56 (1/2), 358–369.
- Card D. (1995). Earnings, schooling and ability revisited. *Research in Labor Economics*, 14, 23–48.
- Card D. (2001). Estimating the return to schooling: Progress on some persistent econometric problems. *Econometrica*, 69 (5), 1127–1160.
- Chamberlain G., Griliches Z. (1975). Unobservables with a variance — components structure: Ability, schooling and the economic success of brothers. *International Economic Review*, 16, 422–449.
- Denny K., Harmon C. (2000). Education policy reform and the return to schooling from instrumental variables. *IFS working paper No W00/06*.
- Gastwirth J. (1980). The robustness properties of two tests for serial correlation. *Journal of American Statistical Association*, 75 (369), 138–141.
- Gorodnichenko Y., Sabirianova K. (2005). Returns to schooling in Russia and Ukraine: A semiparametric approach to cross-country comparative analysis. *Journal of Comparative Economics*, 33 (2), 324–350.
- Griliches Z. (1977). Estimating the return to schooling: Some econometric problems. *Econometrica*, 45 (1), 1–22.
- Griliches Z., Mason W. (1972). Education, income and ability. *Journal of Political Economy*, 80 (3), 74–103.
- Griliches Z. (1970). Notes on the role of education in production functions and growth accounting. *Education, income, and human capital*, 71–127, N.Y.: NBER Press.
- Joe H. (1997). Multivariate models and dependence concepts. *Monographs on Statistics and Applied Probability*, 73, London: Chapman&Hall.
- Koenker R. (2004). Quantile regression for longitudinal data. *Journal of Multivariate Analysis*, 91 (1), 74–89.
- Koenker R., Bassett G. (1978). Regression quantiles. *Econometrica*, 46 (1), 33–50.
- Mincer D. (1974). *Education, experience and distribution of earnings*. N.Y.: NBER Press.
- Montenegro E., Partinos H. (2014). Comparable estimates of returns to schooling around the world. *World Bank policy research working paper 7020*.
- Nelsen R. (1999). *An introduction to copulas*. N.Y.: Springer.
- Pasacharopoulos G., Patrinos H. (2002). Returns to investment in education. *World Bank policy research working paper 2881*.
- Sklar A. (1959). Fonctions de repartition a n dimensions et leur marges. *Publications de l'institute de statistique de l'universite de Paris*, 8, 229–231.
- Sklar A. (1973). Random variables, joint distribution functions, and copulas. *Kybernetika*, 9 (6), 449–460.

Received 07.06.2016; accepted 25.07.2017.