

О.А. Демидова

НИУ ВШЭ, Москва

Е.А. Тимофеева

НИУ ВШЭ, Москва

Пространственные аспекты оценки кривой заработной платы в России

Аннотация. Кривая заработной платы традиционно определяется как отрицательная зависимость между заработной платой и уровнем безработицы (с учетом различных контрольных переменных). В эмпирических исследованиях было показано, что кривая заработной платы существует в ряде стран, в том числе и в России. Однако обычно в таких исследованиях с использованием данных по российским регионам не учитывалось взаимного влияния российских регионов друг на друга, а это могло породить проблему смещения оценок коэффициентов в результате пропуска существенной переменной. В данной работе мы учли влияние этой переменной с помощью пространственно-эконометрических моделей и дали детальную интерпретацию полученным результатам. Оценка параметра, отражающего влияние безработицы на заработную плату в модели без пространственных эффектов, почти в два раза превышает соответствующую оценку в моделях, где эти эффекты учтены. По панельным данным за 2005–2018 гг. для 81 региона были оценены частные предельные эффекты влияния изменения безработицы в одном регионе на заработную плату в остальных регионах. Аналогичные вычисления были сделаны и для остальных переменных. С помощью частных предельных эффектов мы нашли регионы, на которые больше всего влияет рассматриваемый регион, и регионы, изменения в которых больше всего повлияют на выбранный регион. Это важно, например, для оценки последствий государственных программ и т.д.

Ключевые слова: *кривая заработной платы, безработица, пространственные модели, предельные эффекты.*

Классификация JEL: C31, C33, R1.

DOI: 10.31737/2221-2264-2021-51-3-4

1. Введение

Одной из особенностей российского рынка труда является его быстрая подстройка к внешним шокам за счет гибкости его заработной платы (Gimpelson, 2019). При изменении уровня безработицы реальные заработные платы также быстро меняются. Как показали (Вакуленко, Гурвич, 2016, 2018), в России полуэластичность реальной заработной платы по уровню безработицы существенно выше, чем во многих других странах, в том числе и в странах с переходной экономикой. Однако, как отмечают (Ощепков, Капелюшников, 2015), единого рынка труда такой большой и неоднородной страны, как Россия, не существует и следует рассматривать региональные рынки труда. Поэтому подстройка заработной платы к изменению уровня безработицы в разных регионах может происходить с различной интенсивностью. Необходимо учитывать, что региональные рынки труда влияют друг на друга в результате перетоков рабочей силы и капитала. И уро-

вень безработицы в одном регионе может влиять на уровень реальной заработной платы не только в этом регионе, но в соседних регионах (и не только в соседних). Как показали (Kosfeld, Dreger, 2018, 2019; Ramos, Nicodemo, Sangomá, 2015), по данным региональных рынков труда в Германии и Испании, неучет взаимного влияния регионов приводит к завышенной оценке эластичности заработной платы по уровню безработицы. Поэтому представляет интерес оценка зависимости заработной платы от уровня безработицы с учетом взаимного влияния регионов. В данном исследовании был предложен возможный способ измерения такого влияния с помощью пространственно-эконометрических моделей и расчета частных предельных эффектов.

Работа состоит из шести разделов: в разд. 2 приведен обзор литературы по данному вопросу и сформулированы проверяемые гипотезы. В разд. 3 представлены данные, определены основные переменные. В разд. 4 описывается использованная пространственно-эконометрическая модель, обсуждаются преимущества использования частных предельных эффектов для интерпретации результатов оценивания ее параметров. В разд. 5 приведены результаты оценивания модели и дана их интерпретация с помощью частных предельных эффектов. В заключении мы собрали воедино основные полученные результаты.

2. Обзор литературы

Литература, посвященная изучению взаимной связи между заработной платой и безработицей, существовала задолго до появления термина «кривая заработной платы». Это было связано с тем, что существовали сильные колебания уровня безработицы в разных странах. Механизм подстройки заработной платы к реалиям на рынке труда интересовал многих исследователей, так как он переставал действовать при высоких уровнях безработицы. Главенствующая концепция в литературе на тот момент основывалась на кривой Филлипса (Phillips, 1958), отражающей отрицательную зависимость между инфляцией и уровнем безработицы. Однако обычно эту кривую оценивали, используя агрегированные данные (временные ряды) для выбранной страны в целом, не учитывая разницы между регионами, весьма существенной для некоторых стран.

Авторы (Blanchflower, Oswald, 1989) были первыми, кто начал изучать зависимость между заработной платой и безработицей по данным индивидуального уровня, и ввели термин «кривая заработной платы». Методология авторов заключалась в построении линейных регрессий на основе данных об индивидах и их доходе. Авторы привлекли микроэкономические данные 1980-х годов по США и Великобритании. Данные были объединены с информацией о региональных уровнях безработицы. Подбор различных спецификаций позволил авторам выявить и доказать существование отрицательной зависимости размера заработной платы от уровня безработицы,

что стало основным результатом исследования, положившим начало для будущих научных работ. После работы (Blanchflower, Oswald, 1989) авторы провели серию исследований, посвященных этой теме (Blanchflower, Oswald, 1995; Blanchflower, 2001), и доказали существование кривых заработной платы в различных странах, используя большие базы данных по индивидам и работникам. Результаты, полученные в (Blanchflower, Oswald, 1995), подтверждаются и в работе (Campbell, Orszag, 1998), авторы которой также обнаружили постоянство эластичности заработной платы по уровню безработицы во времени и объяснили независимость показателей занятости от производительности работников, трансфертов от государства, которые получают фирмы или же, наоборот, перечисляют в виде налогов. Несмотря на выявленную авторами неизменчивость эластичности по представленным выше показателям для каждой из рассматриваемых стран, они предположили, что эластичность может сильно колебаться в зависимости от состояния экономики исследуемой страны. Впоследствии множество исследователей изучали поведение кривой заработной платы, пытаясь доказать или опровергнуть ее существование в различных странах (Baltagi, Blien, 1998; Johansen, 1995; Kennedy, 2000). При этом использовались либо данные о заработных платах индивидов, либо о средних заработных платах в регионах, иногда с разделением на профессиональные группы и т.п. В работе (Kennedy, 2000) было выявлено большое сходство кривых заработной платы в США и Великобритании с этими кривыми для Австралии. В работе (Baltagi, Blien, 1998) существование кривой заработной платы было определено не для всего рынка труда в целом, а лишь для отдельных категорий работников. Кривая заработной платы, в уже традиционном на тот момент смысле, не была выявлена в Норвегии (Johansen, 1995) в 1964–1990 гг., ее существование подтвердилось только на промежутке времени 1972–1990 гг. Однако для большинства стран существование отрицательной зависимости между заработной платой и уровнем безработицы получило эмпирическое подтверждение. Обзор таких статей приведен в статье (Card, 1995), в которой отмечается, что эластичность заработной платы по безработице варьирует от $-0,5$ до $0,1$. Как отмечают (Nijkamp, Poot, 2005), которые провели метаанализ по результатам 208 статей, некоторые из этих оценок являются смещенными из-за агрегированных данных по безработице, однако приведены алгоритмы, позволившие скорректировать эти результаты и получить среднюю оценку соответствующей эластичности, равную $-0,07$. Таким образом, при оценке кривой заработной платы необходимо учитывать специфику региональных рынков труда.

В статье (Вакуленко, Гурвич, 2016) проведен глубокий и детальный анализ работ, посвященных моделированию зависимости реальной заработной платы от уровня безработицы, осуществляемый в рамках двух подходов. При первом подходе используются индивидуальные данные о заработных платах в духе (Blanchflower, Oswald, 1989), при

втором – агрегированные (обычно региональные) данные по заработным платам в духе кривой Филлипса. Авторы делают акцент на не очевидном (разный уровень данных), а на глубинном различии этих подходов. Если при подходе с индивидуальными данными считается, что рынок труда находится в равновесии и изучается связь между равновесными значениями заработной платы и уровня безработицы (т.е. чем выше уровень региональной безработицы, тем ниже уровень заработной платы в соответствующем регионе по сравнению с остальными регионами, обычно проводится статический анализ), то при втором подходе изучается неравновесная ситуация, реакция рынков труда на шоки, как заработная плата изменяется в ответ на изменение уровня безработицы (иными словами, если уровень региональной безработицы увеличивается, то заработная плата в регионе снижается, обычно проводится динамический анализ).

При этом регионы одной и той же страны не могут развиваться независимо друг от друга, особенно если они соседние. Эти регионы часто связывают трудовые и денежные потоки. При построении моделей, оцениваемых по региональным данным, необходимо учитывать взаимное влияние регионов. Не увеличивая существенно число оцениваемых параметров, взаимное влияние регионов можно оценить с помощью пространственно-эконометрических моделей, подробнее описанных в разделе методология.

Методология пространственной эконометрики впервые была применена к моделированию кривой заработной платы в статье (Longhi, Nijkamp, Poot, 2006). Основная гипотеза авторов, использовавших данные для Западной Германии за 1990–1997 гг., состояла в том, что локальные шоки на рынке труда могут повлиять на агрегированную кривую заработной платы, т.е. нельзя воспринимать регионы изучаемой страны как абсолютно независимые друг от друга. Тесная связь между регионами может влиять на кривые заработных плат в этих местах, так как между ними имеют место процессы внутренней миграции и ресурсной зависимости регионов друг от друга. Несмотря на сохраняющийся фокус на главную объясняющую переменную – безработицу, были введены не менее важные независимые переменные, которые позволили достичь лучшей спецификации модели: доля работников на малых предприятиях, уровень образования рабочей силы на рынке труда и разделение экономики на секторы. Главным результатом данной работы стало то, что включенные в модели с помощью взвешивающих матриц пространственные лаги позволили выявить эффекты перелива (*spillover effects*), а также что эластичность заработной платы по уровню безработицы систематически выше в более изолированных регионах. В (Elhorst, Blien, Wolf, 2007) авторы исследовали данные для Восточной Германии за 1993–1999 гг. и показали, что учет в модели пространственных эффектов позволяет более точно оценить эластичность по сравнению с моделями, оцененными ранее Д. Бланчфлювером

(Blanchflower, 2001) в своих работах. Если у последних эта эластичность была равна $-0,1$, то при учете пространственных эффектов она стала равной $-0,036$, что существенно меньше по абсолютному значению и наглядно демонстрирует проблему смещения в результате пропуска существенной переменной.

Аналогичный результат по данным для Восточной Германии был получен в (Kosfeld, Dreger, 2018, 2019) с помощью SpECM (пространственной модели коррекции ошибок, *spatial error correction model*). В (Baltagi, Blien, Wolf, 2012) авторы, используя обширную базу данных, включающую наблюдения для 974 179 работающих в 326 регионах Германии в 1980–2004 гг., с помощью динамических пространственных моделей показали, что для Западной Германии при учете пространственных эффектов эластичность заработной платы по безработице в краткосрочном периоде в среднем равна $-0,016$, в долгосрочном периоде – $-0,037$. Причем этот показатель выше в сельских районах.

Необходимость учета в модели пространственных эффектов отмечается также в статье (Ramos, Nicodemo, Sanromá, 2015), в которой кривая заработной платы оценивается по данным для Испании, причем эластичность также является сравнительно низкой, а именно $-0,02$. В других работах, где пространственные эффекты при использовании испанских данных игнорировались, она была выше. Например, в работе (García-Mainar, Montuenga-Gómez, 2012) соответствующая оценка была равна $-0,07$. Таким образом, при неучете пространственных эффектов оценки эластичности получаются завышенными, это необходимо учитывать при выборе соответствующей спецификации модели.

Статей, посвященных оценке кривой заработной платы в России, сравнительно немного. Первой статьей, в которой упоминалась кривая заработной платы в России, была статья (Blanchflower, 2001), в которой были использованы данные для 14 регионов РФ периода 1995–1997 гг. Д. Бланчфловер (Blanchflower, 2001) доказал существование кривой заработной платы в России, и оценка эластичности оказалась равной $-0,18$, что по абсолютному значению больше, чем для многих других стран.

Наиболее подробное и полное обоснование экономических механизмов, позволяющих объяснить существование кривой заработной платы в России, с нашей точки зрения, приведено в работах (Шилов, Мёллер, 2008; Shilov, Möller, 2009). В России рынок труда регулируется исключительно государством, что существенно снижает уровень конкуренции. Соответствующая ситуация лучше всего описывается в рамках неконкурентных моделей (Shapiro, Stiglitz, 1984; Blanchflower, Oswald, Sanfey, 1996; Jäger et al., 2020). «В модели Шапиро–Стиглица... увязаны уровень заработных плат и уровень занятости. Основным предположением в модели является невозможность со стороны работодателя обеспечить полный контроль добросовестности своих работников.

Проблему слабого контроля в модели предложено решать за счет дополнительной премии к заработной плате за отсутствие пренебрежения рабочими своими обязанностями» (Шилов, Мёллер, 2008). Чем выше уровень безработицы (и как следствие предложение на рынке труда), тем меньше премия за добросовестное выполнение своих обязанностей, которую должен платить работодатель. Хотя модель Шапиро–Стиглица предназначена для страны в целом, ее можно применять к каждому российскому региону (Шилов, Мёллер, 2008), поскольку межрегиональная мобильность населения в России сравнительно низкая, хотя в последнее время ситуация начинает меняться (Guriev, Vakulenko, 2015), но очень медленно. На различных моделях панельных данных для 82 российских регионов за 1995–2005 гг. авторы (Шилов, Мёллер, 2008) получили оценки эластичности, близкие к $-0,1$. В статье (Oshepkov, 2015) были использованы данные уровня индивидов из баз NOBUS и RLMS за 2003 г. и получены положительные или незначимые коэффициенты перед переменной «региональная безработица», что было объяснено в рамках теории компенсации за неблагоприятные условия проживания. В статье (Гурвич, Вакуленко, 2016) на квартальных данных для России за 1996–2014 гг. было показано, что при повышении уровня безработицы на 1 п.п., реальная заработная плата уменьшается на 0,93–1,29% (в зависимости от выбранной спецификации), что примерно в 2,5 раза выше, чем для стран с переходной экономикой. На панельных данных для 78 российских регионов за 2002–2010 гг. было показано, что увеличение национального уровня безработицы на 1 п.п. ведет к снижению темпов роста заработной платы на 3,3%.

Отметим, что в работах с использованием российских данных не учитывалось взаимного влияния регионов, что, как показали авторы (Kosfeld, Dreger, 2018, 2019; Ramos et al., 2015), может привести к смещению результатов оценивания. В нашей работе была сделана попытка восполнить этот пробел с помощью пространственно-эконометрического инструментария.

Если повышается уровень безработицы в одном регионе (например, вследствие закрытия градообразующего предприятия или изменения технологий и т.п.), жители этого региона могут соглашаться на более низкую заработную плату в своем регионе или искать работу в соседних, зачастую также соглашаясь на более низкую заработную плату и отбирая рабочие места у жителей соседних регионов.

При этом имеет значение, с какими именно регионами граничит рассматриваемый регион и насколько в нем развита транспортная инфраструктура. Если рядом расположен большой и развитый регион с большим числом рабочих мест, а в регионе развита транспортная инфраструктура, то повышение уровня безработицы в регионе может не привести к существенному падению в нем заработной платы, поскольку жители этого региона смогут найти работу в соседнем регионе. В качестве примера можно привести соседние Калужскую и Московскую обла-

сти. Однако если регион относительно изолированный, а транспортная структура региона не развита, то рост уровня безработицы в этом регионе может привести к существенному падению в нем заработной платы, поскольку жителям рассматриваемого региона проблематично найти работу в соседних регионах. Примером могут служить регионы, расположенные в Северо-Кавказском федеральном округе или в восточной части России.

При этом влияние регионов друг на друга зачастую асимметрично, что не раз отмечали исследователи в отношении российских регионов. Например, (Коломак, 2010), изучая факторы, влияющие на экономический рост в России, показала, что для западных и восточных регионов действуют различные механизмы. Если в западных регионах наблюдаются положительные пространственные экстерналии, то в восточных – они отрицательные. Е. Коломак объясняет это меньшими размерами, большой плотностью населения и производственных мощностей в западных регионах.

О. Демидова, изучая факторы, влияющие на уровень безработицы, продемонстрировала, что имеет место асимметричное влияние западных и восточных российских регионов друг на друга (Демидова, 2014), импульсы с запада распространяются на восток, но не наоборот. В статье (Danilenko, Demidova, Signorelli, 2018) российские регионы были разбиты на три группы в зависимости от уровня безработицы в регионе и соседних (высокий или низкий). Показано, что пространственные эффекты для выделенных групп регионов отличаются. Аналогичные результаты были получены в статье (Demidova et al., 2018) при анализе уровня занятости.

Следует учитывать, что влияние рынков труда регионов друг на друга существенно зависит от размера и структуры региональной экономики каждого региона, близости к рынкам. Например, изменение экономической ситуации в Краснодарском крае скорее всего сильнее повлияет на республики Северного Кавказа, чем на Ростовскую область.

Учитывая вышеизложенное, а также упомянутые выше результаты, мы выдвинули для проверки следующие гипотезы.

Гипотеза 1. Заработные платы в российских регионах отрицательно зависят от уровня безработицы в регионе, причем интенсивность этого влияния может быть неодинаковой для всех регионов.

Гипотеза 2. Изменение безработицы в российском регионе влияет на заработную плату не только в этом регионе, но и в других, причем с разной интенсивностью.

3. Данные и переменные

Для проверки выдвинутых гипотез мы использовали данные по 81 российскому региону за 2005–2018 гг. (список регионов приведен в Приложении, п. 1).

В качестве зависимой переменной была выбрана реальная

заработная плата (*wage*, в логарифмах) в базовых ценах 2005 г. с учетом разницы в стоимости фиксированного набора потребительских товаров и услуг (в процентах к среднероссийской стоимости). Например, в Белгородской области в 2005 г. стоимость соответствующего набора составляла 0,87 от среднероссийского, поэтому соответствующая заработная плата была разделена на 0,87, т.е. фактически был совершен переход к покупательной способности заработной платы.

В качестве основной объясняющей переменной был выбран уровень безработицы (*unemployment*), поскольку под кривой заработной платы обычно имеют в виду именно отрицательную зависимость заработной платы от уровня безработицы.

Остальные переменные в данном исследовании являлись контрольными. Выбор всех контрольных переменных связан в первую очередь с имеющейся практикой в научной литературе о пространственных эффектах и кривой заработной платы (Kosfeld, Dreger, 2018, 2019; Ramos et al., 2015). Однако в связи с отсутствием полностью идентичных данных для России была сделана попытка подобрать для них прокси-переменные.

Для характеристики возрастной структуры региона была использована доля работников моложе 20 лет (*young*) и доля работников старше 60 лет среди занятых (*old*). У молодых работников меньше опыта работы, нередко молодые люди совмещают работу и учебу, обычно зарабатывают меньше, поэтому в регионе с большой долей молодого населения средняя заработная плата может быть ниже. Работники старше 60 лет обычно имеют большой опыт работы, но у них зачастую меньше физических сил, они вынуждены больше времени уделять своему здоровью. В то же время они уже обладают необходимым для комфортной жизни набором материальных ценностей и не стремятся работать слишком много, поэтому в регионах с большой долей населения старше 60 лет также можно ожидать более низкую среднюю заработную плату.

Обычно в городах больше возможностей найти и поменять работу, поэтому в качестве характеристики уровня урбанизации региона была принята доля городского населения в регионе (*urbanshare*). Предполагается, что в регионах с большей долей городского населения заработные платы выше.

Во многих исследованиях, посвященных моделированию заработной платы, в модели включаются переменные, характеризующие качество человеческого капитала (см., например, (Card, 1999)). Мы использовали долю занятых с высшим образованием в регионе (*higheducation*). Можно предположить, что более образованные работники легче приспосабливаются к изменениям на рынке труда и получают более высокую заработную плату.

Для характеристики институционального климата в регионе были взяты две переменные: число малых предприятий на 10 тыс. населения (*smallfirms*) и размер малой фирмы (средняя численность работ-

ников на малых предприятиях, переменная *firmsize*). Первый показатель был позаимствован из статьи (Земцов, Смелов, 2018). Как отмечают авторы, «благоприятные институциональные условия способствуют привлечению инвестиций, расширению сферы кредитования и развитию малого и среднего бизнеса, что, в свою очередь, может привести к повышению уровня регионального развития» и к повышению заработной платы в регионе.

Известно, что заработные платы в различных отраслях сильно отличаются – они достаточно высокие, например, в отраслях, связанных с добычей полезных ископаемых, а в сельском хозяйстве – сравнительно низкие. Поэтому мы постарались учесть разницу в структуре секторов по регионам, включив в число переменных долю занятых в сельском хозяйстве (*agriculture*), строительстве (*construction*), добыче полезных ископаемых (*mining*), обрабатывающем производстве (*manufactory*), торговле (*trade*). Для характеристики уровня диверсификации экономики региона был взят индекс Херфиндаля–Хиршмена (*hh*). Напомним, что чем ближе этот показатель к 0, тем выше уровень диверсификации экономики региона. С одной стороны, можно рассуждать в духе Д. Джейкобс (Jacobs, 1961): чем выше степень диверсификации региона, тем проще его жителям при потере работы или низких заработных платах в одной области пытаться найти работу в другой, поэтому можно предположить, что чем выше уровень диверсификации экономика региона, тем выше там средние заработные платы. С другой стороны, возможна и противоположная точка зрения – в духе А. Маршалла (Marshall, 1920): чем выше степень концентрации экономики региона, тем более развиты навыки жителей региона в лидирующей отрасли, тем быстрее там возникают инновации и тем выше заработная плата. В связи с этим мы заранее не делаем предположения о направлении влияния соответствующего фактора.

В Приложении, п. 2, приведены описательные статистики всех переменных. Так как используются панельные данные, то основные описательные статистики по каждой переменной (среднее, стандартное отклонение, минимум, максимум) вычисляются для трех выборок:

- 1) overall – общая выборка, состоит из nT наблюдений: $\{X_{it}\}$, $i = 1, \dots, n$; $t = 1, \dots, T$, где n – число рассматриваемых регионов (в данной статье $n=81$), T – число рассматриваемых лет (в данной статье $T=14$);
- 2) between – выборка из средних по годам для каждого региона; вычисляется по формуле $\bar{X}_i = \left(\sum_{t=1}^T X_{it} \right) / T$, $i = 1, \dots, n$;
- 3) within – выборка, характеризующая отклонение от среднего по годам, состоит из nT наблюдений и рассчитывается по формуле $X_{it} - (\bar{X}_i - \hat{X})$, где $\hat{X} = \left(\sum_{i=1}^n \bar{X}_i \right) / n$.

Анализ описательных статистик позволяет утверждать, что каждая переменная достаточно сильно варьируется, что еще раз подтверждает большое разнообразие экономики российских регионов.

4. Пространственно-экономические модели и интерпретация результатов их оценивания

4.1. Пространственно-эконометрические модели

Для проверки выдвинутых гипотез с учетом взаимного влияния регионов в качестве базовой была принята пространственная модель Дарбина (SDM-модель):

$$Y_t = \rho WY_t + X_t\beta + WX_t\theta + \alpha + d_t i_n + \varepsilon_t, \quad (1)$$

где $t = 2005, \dots, 2018$; $n = 81$ – число регионов; Y_t – вектор-столбец логарифма заработной платы в базовых ценах 2005 г. с учетом паритета покупательной способности в каждом регионе i ($i = 1, \dots, n$) в год t ; X – матрица включенных в модель факторов; W – взвешивающая матрица размера $n \times n$ (подробнее описанная ниже); α – вектор-столбец фиксированных эффектов; d_t – временные эффекты; i_n – единичный вектор; ε_t – вектор-столбец ошибок регрессии, имеющих совместное нормальное распределение.

В качестве основной взвешивающей матрицы мы использовали граничную, которая определяется следующим образом:

- $w_{ii} = 0$, $w_{ij} = 0$, если у регионов с номерами i и j нет общей сухопутной границы;
- $w_{ij} = 1 / n_i$, если у регионов i и j есть общая сухопутная граница; n_i – число регионов, с которыми у региона i есть общая сухопутная граница.

Переменная WY в правой части уравнения (1) – пространственный лаг зависимой переменной. Для граничной взвешивающей матрицы и зависимой переменной заработная плата (в логарифмах) – средний уровень заработной платы в соседних регионах (также в логарифмах). Коэффициент ρ перед пространственным лагом называется коэффициентом пространственной корреляции. Если этот коэффициент незначим, то заработные платы различных регионов не связаны, если положительный – рост (снижение) заработной платы в одном регионе приводит также к росту (снижению) заработной платы в соседних, если отрицательный – рост заработной платы в одном регионе приводит к ее падению в соседних.

WX – матрица пространственных лагов включенных в модель факторов. Она включает пространственные лаги всех перечисленных переменных: $Wyoung$ – средняя доля населения моложе 20 лет в соседних регионах; $Wold$ – средняя доля населения старше 60 лет в соседних регионах; $Wurbanshare$ – средняя доля городского населения в соседних регионах и т.д. Влияние выбранных факторов обычно распространяется не только на рассматриваемый регион, но и на соседние вследствие мобильности населения и капиталов. Например, молодые работники достаточно мобильны и могут искать работу не только в собственном регионе, но и в соседнем, тем самым влияя и на уровень заработной платы в соседних. А пожилых работников скорее всего не

заинтересуют вакансии в соседних регионах, и они не будут влиять на уровень заработной платы соседних регионов. Аналогичные объяснения можно привести и для ожидаемого влияния остальных факторов в соседних регионах.

Для проверки робастности полученных результатов мы также использовали в модели матрицу обратных расстояний, элементы которой определялись по формуле $w_{ii} = 0$, $w_{ij} = 1 / \left[d_{ij} \left(\sum_{j=1}^n 1 / d_{ij} \right) \right]$, где d_{ij} – расстояние по автодорогам между столицами регионов i и j . При применении взвешивающей матрицы обратных расстояний все регионы являются соседями, однако степень взаимного влияния существенно ослабевает с увеличением расстояния между регионами.

Модель (1) была преобразована к виду

$$Y_i = (I - \rho W)^{-1} (X_i \beta + W X_i \theta + \alpha + d_i i_n + \varepsilon_i) \quad (2)$$

и оценена с помощью метода максимального правдоподобия (детали соответствующего алгоритма могут быть найдены в (Elhorst, 2014)).

4.2. Интерпретация коэффициентов пространственных моделей. Прямые и косвенные эффекты

Как и в моделях с динамическими лагами, в моделях с пространственными лагами не рекомендуется интерпретировать влияние факторов только через оценки коэффициентов при соответствующих факторах. Это следует делать через предельные эффекты.

Если для линейной модели $Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k + \varepsilon$ имеет место $\partial E(Y_i) / \partial X_{mi} = \beta_m \quad \forall i = 1, \dots, n$, $m \in \{1, \dots, k\}$, т.е. влияние фактора X_m на Y для всех регионов предполагается одинаковым, $\partial E(Y_i) / \partial X_{mj} = 0$, т.е. изменение фактора X_m в регионе j не повлияет на регион i , то для пространственной модели (1) $\partial E(Y_i) / \partial X_{mi} \neq \beta_m$, т.е. влияние фактора X_m на Y для всех регионов неодинаковое, $\partial E(Y_i) / \partial X_{mj} \neq 0$, т.е. изменение фактора X_m в регионе j повлияет на регион i .

Как показано в (Elhorst, 2014), предельные эффекты для SDM-модели (удобнее использовать ее форму (2)) фактора X_m рассчитываются по формуле

$$\left(\frac{\partial E(Y)}{\partial X_{m1}} \quad \dots \quad \frac{\partial E(Y)}{\partial X_{mn}} \right) = \begin{pmatrix} \frac{\partial E(Y_1)}{\partial X_{m1}} & \dots & \frac{\partial E(Y_1)}{\partial X_{mn}} \\ \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial E(Y_n)}{\partial X_{m1}} & \dots & \frac{\partial E(Y_n)}{\partial X_{mn}} \end{pmatrix} = \pi(X_m),$$

где

$$\pi(X_m) = (I - \rho W)^{-1} \begin{pmatrix} \beta_m & w_{12} \theta_m & \dots & w_{1n} \theta_m \\ w_{21} \theta_m & \beta_m & \dots & w_{2n} \theta_m \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ w_{n1} \theta_m & w_{n2} \theta_m & \dots & \beta_m \end{pmatrix}. \quad (3)$$

Отметим, что $\partial E(Y_i) / \partial X_{mj}$ показывает, как изменение X_m (например, уровня безработицы) в регионе с номером j влияет на зависимую переменную (в нашем случае – заработную плату (в логарифмах)) в регионе i , где $i, j = 1, \dots, n$.

Выделяют *прямые эффекты*, если $i = j$, например, как изменение уровня безработицы в регионе i повлияет на заработную плату в этом регионе; *косвенные эффекты*, если $i \neq j$, например, как изменение уровня безработицы в регионе j повлияет на заработную плату в регионе i .

Поскольку прямых эффектов для каждой переменной n , а косвенных эффектов – $n^2 - n$, то, по предложению (LeSage, Pace, 2009), для каждой переменной рассчитывают средние прямые (сумма всех прямых эффектов, деленная на n) и средние косвенные эффекты (сумма всех косвенных эффектов, деленная на n).

Однако можно предположить, что для больших и экономически неоднородных по регионам стран (к которым относится и Россия) частные предельные эффекты $\partial E(Y_i) / \partial X_{mj} = \pi_{ij}(X_m)$, определяемые формулой (3), достаточно сильно отличаются от средних предельных эффектов.

Попытка обнаружить различия во взаимном влиянии регионов была сделана в статье (Демидова, Иванов, 2016). В этой статье при моделировании экономического роста регионов России авторы заменили коэффициент пространственной корреляции ρ на линейную функцию от выбранных характеристик региона (площади, плотности населения, доли городского населения). С помощью модифицированной пространственно-регрессионной (SAR) модели было установлено, что урбанизированные регионы имеют более высокую чувствительность к пространственным экстерналиям, т.е. регион, окруженный быстро растущими территориями, будет расти тем интенсивнее, чем больше его плотность населения и выше уровень урбанизации. Однако при таком подходе выявляется только среднее влияние регионов-соседей на выбранный регион i (оно может быть более или менее интенсивным в зависимости от характеристик региона i), но не конкретное влияние региона j на регион i . А описанный ниже подход дает возможность оценить степень такого влияния.

Особенностью нашего исследования является вычисление всех частных прямых и косвенных эффектов и их сравнение со средними прямыми и косвенными эффектами, т.е. как изменение одного из факторов (уровня безработицы, доли работников моложе 20 лет и т.д.) в любом регионе j влияет на заработную плату в регионе i .

Как было отмечено выше, оценки параметров $\rho, \beta_1, \dots, \beta_k, \theta_1, \dots, \theta_k$ были получены методом максимального правдоподобия. С помощью этих оценок для каждой переменной X_m были рассчитаны точечные оценки n прямых и $n^2 - n$ косвенных частных предельных эффектов по формулам:

$$\frac{\partial \widehat{E}(Y_i)}{\partial X_{mi}} = \hat{\pi}_{ii}(X_m), \quad i = 1, \dots, n; \quad (4)$$

$$\frac{\partial \widehat{E}(Y_i)}{\partial X_{mj}} = \hat{\pi}_{ij}(X_m), \quad i, j = 1, \dots, n, \quad i \neq j; \quad (5)$$

где

$$\hat{\pi}(X_m) = (I - \hat{\rho}W)^{-1} \begin{pmatrix} \hat{\beta}_m & w_{12}\hat{\theta}_m & \dots & w_{1n}\hat{\theta}_m \\ w_{21}\hat{\theta}_m & \hat{\beta}_m & \dots & w_{2n}\hat{\theta}_m \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ w_{n1}\hat{\theta}_m & w_{n2}\hat{\theta}_m & \dots & \hat{\beta}_m \end{pmatrix}. \quad (6)$$

Отдельной задачей является вычисление доверительных интервалов для прямых и косвенных частных предельных эффектов. Как и в случае линейных моделей, это необходимо для определения значимости прямого или косвенного предельного эффектов, т.е. можно ли считать, что изменение фактора X_m (например, уровня безработицы) в регионе с номером j (например, Московской области) значимо повлияет на заработную плату в регионе с номером i (например, Калужской области).

Для вычисления доверительных интервалов прямых и косвенных частных предельных эффектов было использовано свойство асимптотической совместной нормальности оценок параметров ρ , β_1, \dots, β_k , $\theta_1, \dots, \theta_k$ с ковариационной матрицей, обратно пропорциональной информационной матрице Фишера, для элементов которой известны состоятельные оценки. Однако вывести закон распределения оценок $\hat{\pi}_i$, $\hat{\pi}_j$ достаточно проблематично. Поэтому для получения интервальных оценок этих эффектов для переменной X_m применяется предложенный (LeSage, Pace, 2009) алгоритм, основанный на симуляциях:

- 1) с помощью метода максимального правдоподобия находят оценки параметров $\hat{\rho}$, $\hat{\beta}_m$, $\hat{\theta}_m$, а также оценку ковариационной матрицы этих оценок $\widehat{Var}(\hat{\rho}, \hat{\beta}_m, \hat{\theta}_m)$;
- 2) генерируют случайную выборку размера N : $(\rho^1, \beta_m^1, \theta_m^1), \dots, (\rho^N, \beta_m^N, \theta_m^N)$ из многомерного нормального распределения $N((\hat{\rho}, \hat{\beta}_m, \hat{\theta}_m), \widehat{Var}(\hat{\rho}, \hat{\beta}_m, \hat{\theta}_m))$;
- 3) для каждого элемента выборки вычисляют все прямые (по формуле (4)) и все косвенные (по формуле (5)) эффекты, заменив в формуле (6) оценки параметров ρ , β_m , θ_m на соответствующий элемент выборки $(\rho^1, \beta_m^1, \theta_m^1), \dots, (\rho^N, \beta_m^N, \theta_m^N)$.
- 4) получившуюся последовательность из N элементов для каждого из n прямых и $n^2 - n$ косвенных частных предельных эффектов упорядочивают по возрастанию и удаляют $0,5\alpha N$ самых маленьких и $0,5\alpha N$ самых больших элементов каждой последовательности. Оставшиеся после этого наименьшие и наибольшие значения будут границами $(1 - \alpha) \times 100\%$ доверительного интервала для соответствующего прямого или косвенного частного предельного эффекта;

- 5) если 0 не входит в рассчитанный доверительный интервал для прямого или косвенного частного предельного эффекта, то соответствующий предельный эффект является значимым.

5. Результаты

5.1. Результаты оценки моделей

Как мы уже отмечали в п. 4.1, модель (1) была оценена с помощью метода максимального правдоподобия в статистическом пакете *xsmle*, STATA-14. Результаты оценки модели с граничной взвешивающей матрицей приведены в табл. 1.

Таблица 1

Результаты оценки модели SDM с полулогарифмической зависимостью и граничной взвешивающей матрицей

Полулогарифмическая зависимость		Граничная взвешивающая матрица	
Переменная	Оценка коэффициентов и стандартная ошибка	Переменная	Оценка коэффициентов и стандартная ошибка
<i>unemployment</i>	–0,0014* (0,0008)	<i>Wunemployment</i>	–0,0072*** (0,0017)
<i>young</i>	–0,0023 (0,0036)	<i>Wyoung</i>	0,0233*** (0,0073)
<i>old</i>	–0,0006 (0,0018)	<i>Wold</i>	–0,0032 (0,0031)
<i>urbanshare</i>	0,0089*** (0,0009)	<i>Wurbanshare</i>	–0,0048*** (0,0018)
<i>higheducation</i>	–0,003*** (0,0006)	<i>Whigheducation</i>	–0,0005 (0,0012)
<i>smallfirms</i>	–0,0004*** (0,0001)	<i>Wsmallfirms</i>	–0,0001 (0,0001)
<i>firmsize</i>	–0,0003 (0,0011)	<i>Wfirmsize</i>	0,0001 (0,0022)
<i>agriculture</i>	–0,0037*** (0,0011)	<i>Wagriculture</i>	–0,0003 (0,0023)
<i>construction</i>	0,0081*** (0,0014)	<i>Wconstruction</i>	0,0046 (0,0028)
<i>mining</i>	0,0091*** (0,0017)	<i>Wmining</i>	0,0092** (0,0039)
<i>manufactor</i>	–0,005*** (0,0015)	<i>Wmanufactor</i>	–0,0004 (0,0032)
<i>trade</i>	–0,0093*** (0,0013)	<i>Wtrade</i>	0,0017 (0,0025)
<i>hh</i>	1,538*** (0,3844)	<i>Whh</i>	–1,307** (0,6471)
<i>Time effects</i>	Имеются	<i>WY</i>	0,3498*** (0,0369)

Примечание. В таблице символами «*», «**», «***» отмечены оценки, значимые на уровне 10, 5 и 1% соответственно.

Источник: расчеты авторов по данным Росстата.

Оценка коэффициента пространственной корреляции ρ является значимой (что подтверждает существования пространственных эффектов) и положительной, что свидетельствует о сонаправленном изменении заработных плат в регионах. Пространственная корреляция также была обнаружена при анализе уровня безработицы в российских регионах, например в работах (Demidova, Signorelli, 2012; Семерикова, Демидова, 2016).

Однако, как мы отмечали в предыдущем разделе, поскольку в пространственных моделях среди объясняющих факторов есть пространственные лаги зависимой переменной, необходимо интерпретировать не оценки коэффициентов, а оценки предельных эффектов для рассматриваемых факторов. Чтобы проверить робастность наших

Таблица 2

Средние предельные эффекты в SDM-модели для двух видов взвешивающих матриц

Переменная	Матрица соседей		Матрица обратных расстояний	
	Прямые эффекты	Косвенные эффекты	Прямые эффекты	Косвенные эффекты
<i>unemployment</i>	-0,0021** (0,0009)	-0,0112*** (0,0025)	-0,0017* (0,00095)	-0,032*** (0,0094)
<i>young</i>	-0,0004 (0,0036)	0,0329*** (0,0105)	0,0009 (0,003)	0,1464*** (0,0498)
<i>old</i>	-0,0007 (0,0017)	-0,0049 (0,0044)	-0,0013 (0,0017)	-0,0374* (0,0214)
<i>urbanshare</i>	0,0088*** (0,0009)	-0,002 (0,0027)	0,009548*** (0,00093)	0,0045 (0,0126)
<i>higheducation</i>	-0,0031*** (0,0006)	-0,0023 (0,0017)	-0,00324*** (0,00061)	0,0067 (0,0071)
<i>smallfirms</i>	-0,0005*** (0,0001)	-0,0003** (0,0002)	-0,00039*** (0,000069)	-0,0028*** (0,0009)
<i>firmsize</i>	-0,0003 (0,0011)	-0,00001 (0,0032)	-0,00088 (0,0012)	-0,039*** (0,021)
<i>agriculture</i>	-0,0038*** (0,0012)	-0,0024 (0,0033)	-0,00267*** (0,001317)	0,003* (0,0152)
<i>construction</i>	0,0087*** (0,0015)	0,0106*** (0,004)	0,00708*** (0,0015)	-0,0189 (0,0209)
<i>mining</i>	0,0103*** (0,0017)	0,0176*** (0,0055)	0,01385*** (0,0019)	0,1469*** (0,0472)
<i>manufactor</i>	-0,0051*** (0,0016)	-0,0033 (0,0047)	-0,00454*** (0,00163)	0,0242 (0,0211)
<i>trade</i>	-0,0095*** (0,0013)	-0,0026 (0,0035)	-0,00849*** (0,00135)	-0,0045 (0,0147)
<i>hh</i>	1,480*** (0,3891)	-1,092 (0,917)	0,752* (0,402)	-0,4520 (3,709)

Примечание. В таблице символами «*», «**», «***» отмечены оценки, значимые на уровне 10, 5 и 1% соответственно. В скобках указаны стандартные отклонения.

Источник: расчеты авторов по данным Росстата.

результатов, мы оценили также модель с взвешивающей матрицей обратных расстояний. В табл. 2 содержатся традиционные средние оценки прямых и косвенных эффектов для каждой переменной.

Прямые и косвенные средние предельные эффекты безработицы оказались отрицательными для обеих взвешивающих матриц, что доказывает робастность полученных результатов. Таким образом, мы подтвердили существование кривой заработной платы для российских регионов.

5.2. Частные прямые предельные эффекты

Прямые и косвенные предельные эффекты, приведенные в табл. 2, были рассчитаны в среднем для всех регионов. Как отмечалось выше, это – обычная практика, позволяющая компактно представить полученные результаты, но в то же время она чем-то сродни измерению средней температуры по больнице.

Вместо этого мы предлагаем рассматривать прямые и косвенные частные предельные эффекты (формулы для расчета которых и проверка значимости описаны выше), позволяющие более детально оценить влияние одних конкретных регионов на другие. В нашем случае для каждой переменной рассчитывается и проверяется значимость 81 прямого частного предельного эффекта и 6480 косвенных частных предельных эффектов с помощью описанного выше алгоритма с $N = 1000$ симуляциями.

Для уровня безработицы средний прямой предельный эффект был равен $-0,00206$, т.е. при увеличении уровня безработицы в регионе на 1 п.п. заработная плата в этом регионе уменьшается в среднем на 0,206%. В то же время значения частных прямых предельных эффектов для 81 региона варьировали от $-0,00288$ (на 40% больше среднего) до

$-0,00187$ (на 9% меньше среднего). Все прямые частные предельные эффекты были значимыми. Ядерная оценка соответствующей функции плотности частных прямых предельных эффектов приведена на рис. 1. Как видим, соответствующая функция не похожа на симметричную.

На рис. 2 представлен график с частными прямыми предельными эффектами для уровня безработицы. Можно заметить, что для большого числа регионов значение частного предельного эффекта по модулю гораздо больше, чем среднее по стране. Это

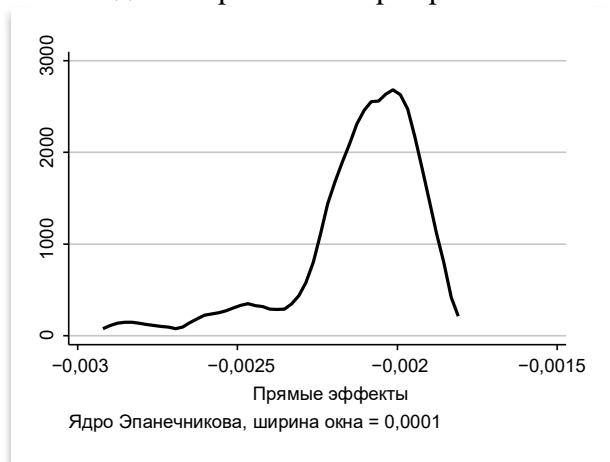
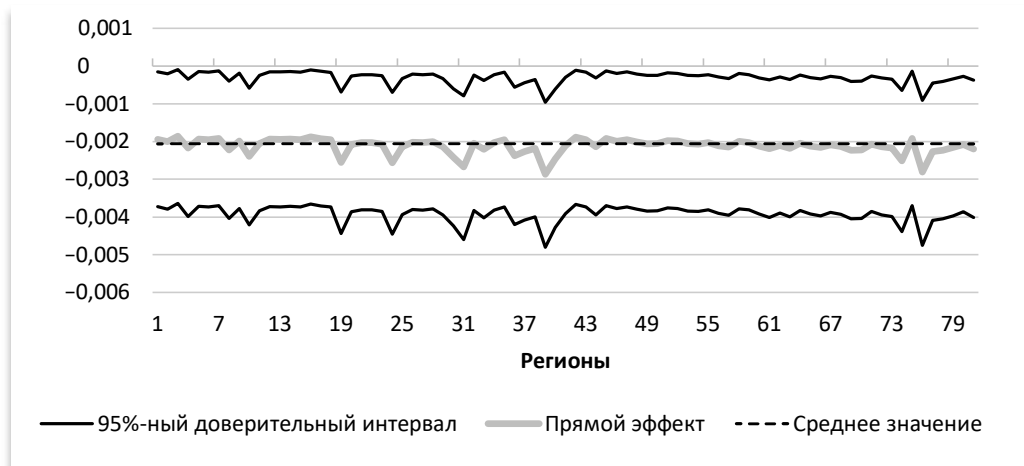


Рис. 1

Ядерная оценка функции плотности прямых частных предельных эффектов по переменной «уровень безработицы»

Источник: рассчитано авторами.

**Рис. 2**

Частные прямые предельные эффекты уровня безработицы для регионов России с 95%-ным доверительным интервалом (по горизонтальной оси – номер региона), серая линия – средний предельный эффект

Источник: рассчитано авторами.

значит, что заработные платы в этих регионах более чувствительны к изменению уровня безработицы. К таким регионам можно отнести: Республику Карелия, Ленинградскую область, Краснодарский и Ставропольский края, Республику Калмыкия, Республику Северная Осетия–Алания, Камчатский и Хабаровский края.

Таким образом, наша первая гипотеза получила эмпирическое подтверждение, причем, как и в других странах (см. детали в обзоре литературы), достаточно чувствительными к изменению уровня безработицы оказались заработные платы в удаленных и в преимущественно сельскохозяйственных регионах.

Мы рассчитали частные прямые предельные эффекты и по всем остальным переменным.

Графики частных прямых предельных эффектов для долей строительного сектора и сектора добычи полезных ископаемых (см. Приложение, рис. П1, П2) похожи по форме. Возможно, что для ряда регионов существуют систематические отклонения от среднего, так как большое отклонение показали: Московская область, Республика Карелия, Ленинградская область, Краснодарский край, Республика Северная Осетия – Алания, Республика Ингушетия, Ставропольский край, Республика Калмыкия, Камчатский и Хабаровский края. При этом доля сектора добычи полезных ископаемых для регионов Центрального федерального округа систематически меньше влияет на заработные платы. Данный факт объясняется тем, что в этой части страны концентрация полезных ископаемых значительно меньше, чем, например, в Сибирском федеральном округе, и, следовательно, зависимость заработных плат от данного сектора экономики также значительно меньше.

Графики прямых предельных эффектов для остальных переменных не приводятся ввиду ограниченного размера статьи, но доступны по требованию.

Полученные нами результаты подтверждают, что влияние различных факторов (не только уровня безработицы) на уровень заработной платы существенно различается по регионам России.

В табл. 3 приведены результаты оценки модели (1) без учета пространственных эффектов, т.е. когда $\rho = \theta = 0$. В этом случае оценивается только влияние изменения уровня безработицы в регионе на заработную плату в этом регионе. Соответствующий коэффициент равен $-0,0036$, что почти в два раза выше, чем при учете пространственных эффектов ($-0,0021$, см. табл. 2). Как уже отмечалось ранее, к аналогичным выводам пришли авторы работ (Kosfeld, Dreger, 2018, 2019; Ramos et al., 2015), использовавшие в своих расчетах данные для Германии и Испании.

Таблица 3

Результаты оценки модели без учета пространственных эффектов

Переменная	Оценка коэффициентов
<i>unemployment</i>	$-0,0036^{***}$
<i>young</i>	$0,0037$
<i>old</i>	$-0,0034^*$
<i>urbanshare</i>	$0,0078^{***}$
<i>higheducation</i>	$-0,0030^{***}$
<i>smallfirms</i>	$-0,0006^{***}$
<i>firmsize</i>	$0,0004$
<i>agriculture</i>	$-0,0037^{***}$
<i>construction</i>	$0,0091^{***}$
<i>mining</i>	$0,0107^{***}$
<i>manufactor</i>	$-0,0055^{***}$
<i>trade</i>	$-0,0100^{***}$
<i>hh</i>	$1,4006^{***}$
<i>Time effects</i>	Имеются

Источник: расчеты авторов по данным Росстата.

5.3. Частные косвенные предельные эффекты

Представление частных косвенных предельных эффектов является менее тривиальной задачей, поскольку их число (6480) гораздо больше.

Для уровня безработицы соответствующие частные косвенные предельные эффекты принимали значения от $-0,008207$ до $-4,9E-16$; среднее значение частного косвенного эффекта равно $-0,0001399$.

Например, если в Московской области уровень безработицы вырастет на 1 п.п., то заработная плата в Москве снизится на 0,8% (а в Московской области – на 0,24%). Если в Краснодарском крае уровень безработицы вырастет на 1 п.п., то в Адыгее уровень заработной платы снизится на 0,8%.

Ядерная оценка функции плотности частных косвенных предельных эффектов представлена на рис. 3; она позволяет сделать вывод, что большинство частных косвенных предельных эффектов принимает очень маленькие значения, т.е. локальные рынки труда связаны, но их влияние друг на друга является не очень значимым.

Используя индивидуальные косвенные эффекты по уровню безработицы, можно выделить регионы, изменения на рынках труда которых сильнее всего влияет на рассматриваемый регион и те регионы, на рынки труда которых этот регион влияет больше всех (см. Приложение, п. 4). Частные косвенные эффекты сильно варьировались, что дает эмпирическое подтверждение гипотезы 2. Это хорошо согласуется с результатами, полученными в работах (Danilenko et al., 2018; Demidova et al., 2018), посвященных анализу факторов, в том числе пространственных, влияющих на уровень соответственно безработицы и занятости в регионах России. Авторы этих работ эмпирически продемонстрировали разницу в спилловер-эффектах, которые получают регионы разных групп (соответствующие группы были сформированы исходя из ситуации на рынке труда рассматриваемого региона и соседних).

Мы также рассчитали частные косвенные предельные эффекты заработной платы и для других переменных. Кроме переменной *unemployment* (уровень безработицы), они оказались значимы на уровне 5% для переменных *young* (доля работников моложе 20 лет), *construction* (доля занятых в строительстве), *mining* (доля занятых в добыче полезных ископаемых). Для каждой из этих переменных косвенные эффекты были отсортированы по убыванию абсолютного значения, и для каждого региона было выделено 10 регионов, на которые он влияет сильнее всего, а также 10 регионов, которые влияют на рассматриваемый сильнее всего.

Затем для каждой из четырех значимых переменных каждому региону был присвоен ранг в зависимости от того, сколько раз он

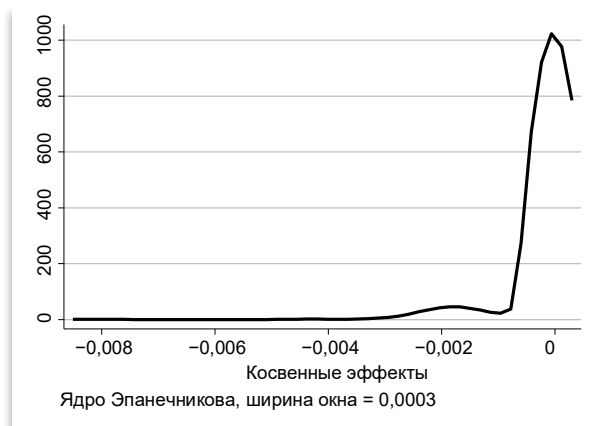


Рис. 3

Ядерная оценка функции плотности частных косвенных предельных эффектов по переменной «уровень безработицы»

Источник: рассчитано авторами.

(регион) встречался среди самых влиятельных: чем более влиятельный регион, тем меньше его ранг.

Рассмотрим ранги переменных основной интересующей нас переменной – уровня безработицы. Самым влиятельным оказался Красноярский край, он значительно влияет на наибольшее число регионов, при этом это влияние в абсолютном значении преобладает над влиянием изменений в других регионах. Возможно, это связано с тем, что Красноярский край является одним из лидеров по объему ВРП среди регионов России, концентрируя на своей территории обрабатывающие производства, крупные металлургические комплексы. В силу географических особенностей Красноярский край обладает наибольшим энергетическим потенциалом, что привлекает новые производства благодаря низким издержкам на электричество. Развивая такую обширную экономическую деятельность, регион, несомненно, значительно влияет на другие регионы страны. На втором месте находится Московская область, которая тесно связана со столицей РФ. Влияние Москвы на другие регионы происходит именно через Московскую область, которая в силу пространственной близости распространяет это влияние далее. Присутствие среди самых влиятельных регионов Республики Саха (Якутия) можно объяснить тем, что данный регион обладает наибольшими запасами полезных ископаемых и других ресурсов, наличие которых стимулирует экономическую активность в регионе, и, следовательно, зависимость остальных регионов страны от республики достаточно велико (табл. 4).

Таблица 4

10 наиболее влиятельных регионов по уровню безработицы

Регион	Ранг
Красноярский край	1
Московская область	2
Орловская область	3
Кировская область	4
Вологодская область	5
Волгоградская область	6
Ростовская область	7
Свердловская область	8
Республика Саха (Якутия)	9
Воронежская область	10

Источник: расчеты авторов по данным Росстата.

Если для каждого региона просуммировать все четыре ранга, рассчитанных для каждой значимой переменной, то список самых влиятельных регионов изменится (табл. 5).

Таблица 5

10 наиболее влиятельных регионов

Регион	Кумулятивный ранг
Московская область	56
Рязанская область	57
Воронежская область	66
Кировская область	78
Волгоградская область	80
Красноярский край	80
Вологодская область	81
Смоленская область	84
Ростовская область	85
г. Москва	92

Источник: расчеты авторов по данным Росстата.

Рассмотрим эти регионы более внимательно. Добавим к ним Санкт-Петербург, несмотря на то что он не вошел в топ-10 самых влиятельных. Однако этот субъект претендует на звание второй столицы в силу концентрации в нем экономических ресурсов, и было бы интересно рассмотреть его влияние на другие регионы.

Мы решили также рассчитать, насколько далеко распространяется влияние регионов из топ-10. Для этого мы выделили 10 регионов, на которые сильнее всего влияет изменение безработицы в топ-регионах, и измерили расстояние по автодорогам между соответствующими топ-регионами и регионами, на которые они влияют (табл. 6). Если изменение безработицы в регионе влияет на заработную плату в этом регионе, в этом случае в таблице расстояние равно 0; курсивом выделены названия регионов, имеющих с рассматриваемым общую границу.

Таблица 6

Расстояния, отражающие сферу влияния 10 наиболее влиятельных регионов

г. Москва		г. Санкт-Петербург		Воронежская область	
регион	км	регион	км	регион	км
г. Москва	0	г. Санкт-Петербург	0	<i>Белгородская область</i>	257
Калужская область	189	<i>Ленинградская область</i>	0	Воронежская область	0
Смоленская область	397	Новгородская область	197	<i>Курская область</i>	227
Тульская область	185	Псковская область	293	<i>Волгоградская область</i>	578
Владимирская область	184	Республика Карелия	423	<i>Тамбовская область</i>	222
<i>Московская область</i>	0	Вологодская область	658	<i>Ростовская область</i>	562
Тверская область	169	Мурманская область	1344	<i>Липецкая область</i>	125
Ярославская область	264	Тверская область	537	Саратовская область	514
Рязанская область	193	Архангельская область без Ненецкого АО	1439	Астраханская область	1002
Брянская область	384	Смоленская область	712	Республика Калмыкия	847

Окончание таблицы 6

Московская область		Рязанская область		Кировская область	
регион	км	регион	км	регион	км
г. Москва	0	Рязанская область	0	<i>Республика Удмуртия</i>	410
<i>Московская область</i>	0	<i>Пензенская область</i>	443	<i>Республика Марий Эл</i>	336
<i>Калужская область</i>	189	<i>Тамбовская область</i>	288	Кировская область	0
<i>Смоленская область</i>	397	<i>Республика Мордовия</i>	456	<i>Пермский край</i>	541
<i>Тульская область</i>	185	<i>Липецкая область</i>	265	<i>Архангельская область без АО</i>	1328
<i>Владимирская область</i>	184	<i>Тульская область</i>	185	<i>Костромская область</i>	614
<i>Тверская область</i>	169	<i>Владимирская область</i>	291	<i>Республика Коми</i>	413
<i>Ярославская область</i>	264	<i>Нижегородская область</i>	529	<i>Республика Татарстан</i>	396
<i>Рязанская область</i>	193	<i>Московская область</i>	193	<i>Нижегородская область</i>	608
<i>Брянская область</i>	384	<i>г. Москва</i>	193	<i>Вологодская область</i>	739
Волгоградская область		Красноярский край		Вологодская область	
регион	км	регион	км	регион	км
<i>Астраханская область</i>	427	<i>Республика Хакасия</i>	445	<i>Республика Карелия</i>	546
Волгоградская область	0	<i>Ямало-Ненецкий АО</i>	4006	<i>Новгородская область</i>	600
<i>Республика Калмыкия</i>	295	Красноярский край	0	Вологодская область	0
<i>Ростовская область</i>	547	<i>Республика Тыва</i>	832	<i>Ленинградская область</i>	658
<i>Саратовская область</i>	375	<i>Иркутская область</i>	1063	<i>Архангельская область без АО</i>	765
<i>Воронежская область</i>	578	<i>Кемеровская область</i>	541	<i>Костромская область</i>	277
<i>Республика Дагестан</i>	852	<i>Ханты-Мансийский АО</i>	2550	<i>Тверская область</i>	566
<i>Белгородская область</i>	860	<i>Томская область</i>	586	<i>Ярославская область</i>	195
<i>Ставропольский край</i>	555	<i>Республика Саха (Якутия)</i>	4230	<i>Кировская область</i>	739
<i>Тамбовская область</i>	527	<i>Республика Алтай</i>	1248	<i>Мурманская область</i>	1398
Смоленская область		Ростовская область			
регион	км	регион	км		
<i>Брянская область</i>	246	<i>Краснодарский край</i>	274		
<i>Псковская область</i>	473	Ростовская область	0		
Смоленская область	0	<i>Республика Калмыкия</i>	450		
<i>Калужская область</i>	347	<i>Волгоградская область</i>	547		
<i>Тверская область</i>	431	<i>Ставропольский край</i>	339		
<i>Московская область</i>	397	<i>Воронежская область</i>	562		
<i>г. Москва</i>	397	<i>Республика Адыгея</i>	328		
<i>Новгородская область</i>	579	<i>Астраханская область</i>	762		
<i>Орловская область</i>	374	<i>Республика Дагестан</i>	942		
<i>Тульская область</i>	540	<i>Республика Карачаево-Черкессия</i>	424		

Источник: расчеты авторов по данным Росстата.

Самое большое расстояние между регионами равно 4230 км (между Красноярским краем и Республикой Якутия). В среднем же влияние регионов распространяется не более чем на 1000 км. Большие расстояния для Красноярского края объясняются тем, что в Сибирском федеральном округе общая площадь регионов в целом намного больше, чем, например, в Приволжском.

Отметим, что влияние регионов распространяется не только на их соседей. Чтобы проиллюстрировать данный факт, рассмотрим карту (рис. 4), на которой показаны косвенные эффекты Москвы по уровню безработицы. Наиболее ярко выделены регионы, которые наиболее подвержены влиянию Москвы. Это не означает, что Москва совсем не влияет на весь Сибирский и Дальневосточный федеральные округа, это влияние значимо, однако оно значительно меньше в абсолютном значении по сравнению с западной частью России, можем заметить наибольшую концентрацию зависимых регионов именно там.

В отличие от Москвы влияние Приморского края не ограничивается ближайшими регионами, существуют более зависимые субъекты и в западной части страны (рис. 5). В целом же можно сделать вывод о том, что влияние регионов друг на друга существенно ослабевает с увеличением расстояния между ними.



Рис. 4

Влияние Москвы на регионы России по переменной «уровень безработицы»

Источник: рассчитано авторами.

**Рис. 5**

Влияние Приморского края на регионы России по уровню безработицы

Источник: рассчитано авторами.

6. Заключение

В нашем исследовании вслед за (Blanchflower, 2001; Шилов, Мёллер, 2008; Гурвич, Вакуленко, 2016) мы показали, что для России существует отрицательная зависимость между уровнем безработицы и заработной платой, называемая кривой заработной платы. Однако без учета взаимного влияния российских регионов друг на друга оценка влияния изменения безработицы на изменение заработной платы оказывается завышенной в среднем в два раза.

При этом для разных регионов показатель, характеризующий степень этой зависимости, может намного отклоняться от среднего. Существуют регионы, для которых численный показатель зависимости уровня заработных плат от данной переменной значительно больше (на 40%) по абсолютному значению, т.е. они более чувствительны к изменениям. Было показано, что, как и для многих других стран, достаточно чувствительными к изменению уровня безработицы оказались заработные платы в сельскохозяйственных и более изолированных регионах.

Увеличение уровня безработицы в регионе приводит к снижению заработной платы не только в этом регионе, но и в некоторых других. Это было установлено с помощью методологии, ранее не применявшейся для анализа российского рынка труда, которая позволяет использовать традиционные пространственно-эконометрические модели (SDM, SAR и т.д.), но интерпретировать полученные результаты не в среднем, а более детально (как изменение безработицы или другого конкретного фактора в регионе j повлияет на уровень заработ-

ной платы в регионе *i*). Соответствующий подход заключается в расчете частных прямых и косвенных предельных эффектов для каждого региона и проверке их значимости.

Мы также продемонстрировали алгоритм, позволяющий с помощью частных косвенных предельных эффектов для каждого региона выявить регионы, на которые он влияет сильнее всего, и регионы, сильнее всего влияющие на выбранный. Для самых влиятельных по заработной плате десяти регионов мы рассчитали расстояние, на которое распространяется их влияние, в среднем оно составило около 1000 км.

Мы надеемся, что продемонстрированный алгоритм оценки последствий изменений в одном регионе для других регионов позволит проводить более сбалансированную региональную политику.

ПРИЛОЖЕНИЕ

1. Обозначение российских регионов

№ п/п	Название региона	№ п/п	Название региона	№ п/п	Название региона
1	Белгородская область	28	г. Санкт-Петербург	55	Курганская область
2	Брянская область	29	Республика Адыгея	56	Свердловская область
3	Владимирская область	30	Республика Калмыкия	57	Тюменская область без АО
4	Воронежская область	31	Краснодарский край	58	Ханты-Мансийский АО-Югра
5	Ивановская область	32	Астраханская область	59	Ямало-Ненецкий АО
6	Калужская область	33	Волгоградская область	60	Челябинская область
7	Костромская область	34	Ростовская область	61	Республика Алтай
8	Курская область	35	Республика Дагестан	62	Республика Бурятия
9	Липецкая область	36	Республика Ингушетия	63	Республика Тыва
10	Московская область	37	Республика Кабардино-Балкария	64	Республика Хакасия
11	Орловская область	38	Республика Карачаево-Черкессия	65	Алтайский край
12	Рязанская область	39	Республика Северная Осетия-Алания	66	Забайкальский край
13	Смоленская область	40	Ставропольский край	67	Красноярский край
14	Тамбовская область	41	Республика Башкортостан	68	Иркутская область
15	Тверская область	42	Республика Марий Эл	69	Кемеровская область
16	Тульская область	43	Республика Мордовия	70	Новосибирская область
17	Ярославская область	44	Республика Татарстан	71	Омская область
18	г. Москва	45	Республика Удмуртия	72	Томская область

Окончание таблицы «Обозначение российских регионов»

№ п/п	Название региона	№ п/п	Название региона	№ п/п	Название региона
19	Республика Карелия	46	Республика Чувашия	73	Республика Саха (Якутия)
20	Республика Коми	47	Пермский край	74	Камчатский край
21	Архангельская область без Ненецкого АО	48	Кировская область	75	Приморский край
22	Ненецкий АО	49	Нижегородская область	76	Хабаровский край
23	Вологодская область	50	Оренбургская область	77	Амурская область
24	Ленинградская область	51	Пензенская область	78	Магаданская область
25	Мурманская область	52	Самарская область	79	Сахалинская область
26	Новгородская область	53	Саратовская область	80	Еврейская АО
27	Псковская область	54	Ульяновская область	81	Чукотский АО

2. Описательные статистики переменных

Переменные	Вид выборки	Среднее	Стандартное отклонение	Минимум	Максимум
<i>wage</i>	(overall)	10310,71	2849,445	3942,9	23310,14
	between		2394,653	6638,932	19706,45
	within		1565,493	4403,999	14817,83
<i>unemployment</i>	overall	7,40873	5,258407	0,8	64,9
	between		4,864699	1,45	43,53571
	within		2,06327	-9,82699	28,77302
<i>young</i>	overall	1,182716	0,841741	0,1	5,4
	between		0,406217	0,285714	3,421429
	within		0,738517	-0,48871	3,87557
<i>old</i>	overall	4,39321	1,529111	0,6	11,1
	between		1,075248	1,457143	7,2928
	within		1,093291	-0,62822	9,271781
<i>urbanshare</i>	overall	69,98466	12,68385	26	100
	between		12,65919	28,07143	100
	within		1,569656	56,48466	82,16323
<i>higheducation</i>	overall	27,5381	5,978824	12,5	50
	between		4,547196	19,62857	48,17143
	within		3,912363	14,47381	41,65238
<i>smallfirms</i>	overall	107,7183	60,44725	10,27	445
	between		45,67511	19,05429	347,
	within		39,89475	-10,9025	302,2697
<i>firmsize</i>	overall	6,314869	2,303229	0,931035	15,78537
	between		1,202284	2,547051	8,93171
	within		1,968747	1,182426	14,22685

Окончание таблицы «Описательные статистики переменных»

Переменные	Вид выборки	Среднее	Стандартное отклонение	Минимум	Максимум
<i>agriculture</i>	overall	11,00988	5,737764	0,2	28,1
	between		5,441161	0,228571	2
	within		1,91191	3,017019	16,25273
<i>construction</i>	overall	7,562787	2,45103	3,5	20,8
	between		2,230126	3,592857	19,1285
	within		1,044581	3,234215	15,2413
<i>mining</i>	overall	2,457584	4,569001	0	28,8
	between		4,509924	0	22,4
	within		0,877341	-2,86385	10,36473
<i>manufactor</i>	overall	14,42672	6,205612	0,9	31,2
	between		6,127743	1,328571	27,38571
	within		1,179503	10,34101	20,2552
<i>trade</i>	overall	16,21111	3,620467	3,9	27,1
	between		3,382413	4,857143	24,7642
	within		1,341022	11,96825	20,74683
<i>hh</i>	overall	0,114782	0,012214	0,076976	0,177898
	between		0,011072	0,088593	0,145336
	within		0,005292	0,094318	0

3. Частные прямые предельные эффекты

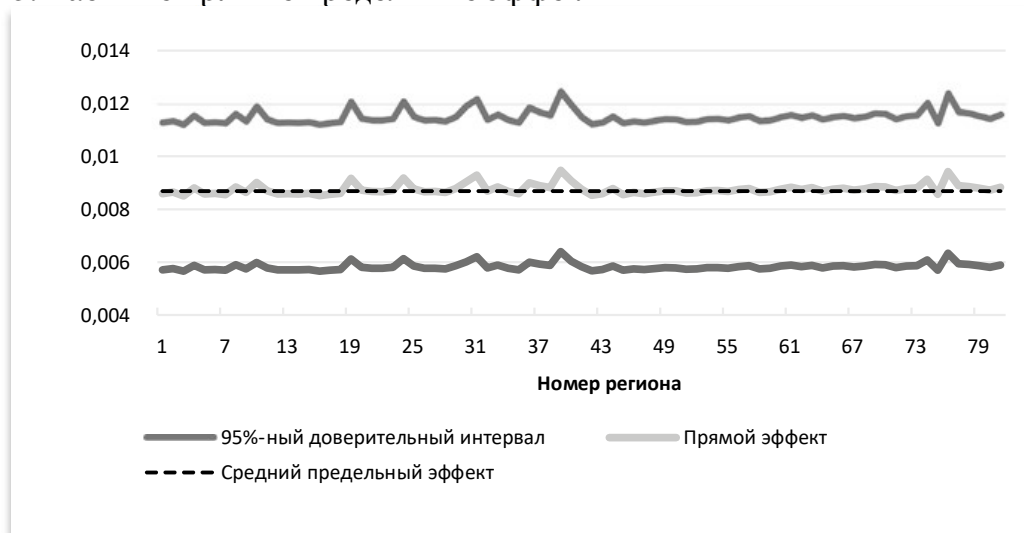
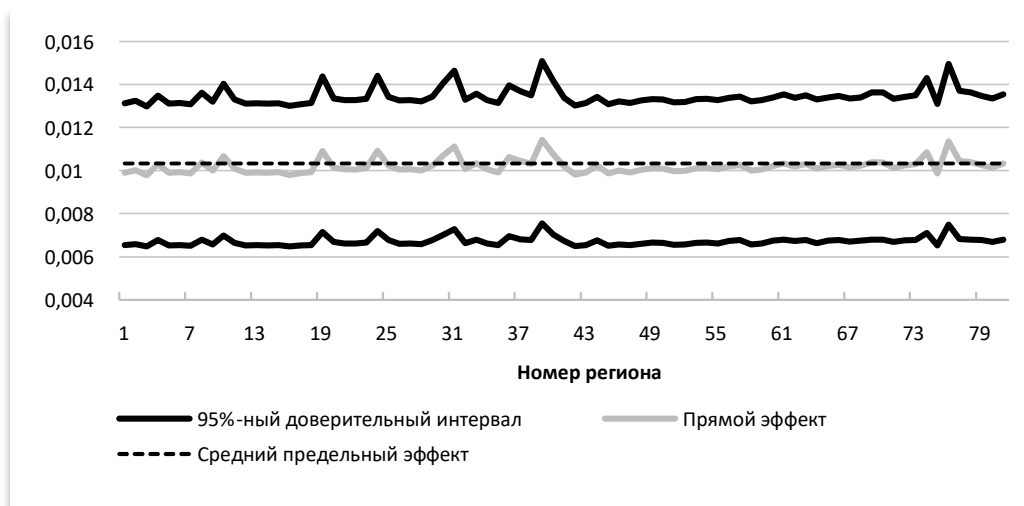


Рис. П1

Частные прямые предельные эффекты доли занятых в строительстве для регионов России с 95%-ным доверительным интервалом

Источник: рассчитано авторами.

**Рис. П2**

Частные прямые предельные эффекты доли занятых в добыче полезных ископаемых для регионов России с 95 %-ным доверительным интервалом

Источник: рассчитано авторами.

4. Топ-10 регионов с наибольшими абсолютными значениями частных косвенных эффектов заработной платы по уровню безработицы

Регион j	Номера регионов, на заработную плату которых сильнее всего влияет изменение уровня безработицы в регионе j	Номера регионов, изменение уровня безработицы в которых сильнее всего влияет на заработную плату в регионе j
1	1, 8, 4, 9, 2, 11, 14, 33, 34, 53	4, 8, 1, 9, 11, 2, 14, 53, 33, 34
2	2, 11, 8, 6, 13, 1, 9, 16, 10, 27	11, 6, 8, 13, 2, 10, 9, 16, 18, 4
3	5, 3, 17, 49, 10, 12, 18, 7, 43, 16	10, 3, 18, 17, 49, 12, 5, 7, 15, 16
4	1, 4, 8, 33, 14, 34, 9, 53, 32, 30	4, 8, 9, 53, 33, 14, 34, 1, 30, 11
5	5, 7, 3, 17, 49, 23, 10, 48, 42, 12	49, 17, 3, 7, 5, 10, 23, 48, 18, 12
6	2, 6, 11, 13, 16, 10, 18, 8, 9, 15	10, 6, 18, 11, 13, 16, 2, 8, 9, 12
7	5, 7, 17, 49, 23, 48, 3, 42, 21, 15	7, 49, 17, 48, 23, 5, 3, 15, 10, 42
8	1, 8, 2, 11, 9, 4, 6, 14, 16, 13	8, 4, 11, 9, 2, 1, 6, 16, 14, 13
9	9, 8, 11, 14, 16, 4, 12, 1, 2, 6	9, 4, 8, 11, 12, 16, 14, 10, 2, 6
10	18, 10, 6, 13, 16, 3, 15, 17, 12, 2	10, 18, 6, 12, 13, 15, 17, 16, 3, 11
11	2, 11, 8, 9, 6, 16, 1, 13, 4, 10	11, 8, 6, 9, 2, 16, 10, 13, 4, 18
12	12, 51, 14, 43, 9, 16, 3, 49, 10, 18	12, 10, 18, 51, 49, 9, 14, 16, 43, 3
13	2, 27, 13, 6, 15, 10, 18, 26, 11, 16	10, 13, 18, 15, 6, 2, 27, 11, 26, 16
14	14, 51, 53, 9, 4, 12, 1, 8, 54, 43	14, 12, 4, 53, 51, 9, 54, 8, 43, 33
15	27, 26, 15, 13, 17, 23, 10, 24, 18, 6	15, 10, 18, 23, 13, 27, 26, 17, 24, 6
16	16, 11, 6, 9, 10, 12, 18, 2, 8, 13	10, 16, 18, 6, 12, 11, 9, 8, 2, 13
17	5, 17, 7, 3, 15, 23, 10, 18, 49, 26	17, 10, 18, 3, 7, 23, 5, 15, 49, 12

Продолжение таблицы «Топ-10 регионов с наибольшими абсолютными значениями частных косвенных эффектов заработной платы по уровню безработицы»

Регион j	Номера регионов, на заработную плату которых сильнее всего влияет изменение уровня безработицы в регионе j	Номера регионов, изменение уровня безработицы в которых сильнее всего влияет на заработную плату в регионе j
18	18, 6, 13, 16, 3, 10, 15, 17, 12, 2	10, 18, 12, 6, 13, 15, 17, 16, 3, 11
19	25, 19, 24, 21, 23, 28, 26, 22, 27, 48	19, 23, 24, 21, 25, 26, 48, 27, 20, 22
20	22, 59, 20, 21, 47, 58, 56, 48, 45, 57	20, 59, 21, 48, 22, 58, 56, 47, 67, 41
21	22, 19, 21, 20, 23, 48, 25, 59, 24, 47	21, 20, 23, 48, 19, 22, 59, 24, 47, 7
22	59, 22, 21, 20, 58, 19, 48, 47, 67, 23	20, 21, 59, 22, 58, 48, 67, 23, 19, 56
23	19, 26, 23, 24, 21, 7, 15, 17, 48, 25	23, 24, 19, 15, 48, 26, 21, 17, 7, 27
24	28, 24, 26, 27, 19, 23, 25, 15, 21, 13	24, 23, 26, 27, 19, 28, 15, 21, 13, 25
25	25, 19, 24, 21, 23, 28, 26, 22, 27, 48	19, 25, 23, 24, 21, 26, 48, 27, 20, 22
26	27, 26, 24, 15, 23, 28, 19, 13, 17, 21	24, 15, 23, 27, 26, 13, 19, 17, 10, 28
27	26, 27, 24, 13, 15, 28, 23, 19, 10, 2	15, 26, 24, 13, 27, 23, 10, 18, 19, 17
28	28, 24, 26, 27, 19, 23, 25, 15, 21, 13	24, 28, 23, 26, 27, 19, 15, 21, 13, 25
29	29, 31, 38, 34, 40, 37, 35, 30, 39, 33	31, 29, 40, 38, 34, 37, 30, 33, 39, 4
30	32, 35, 30, 33, 34, 40, 31, 38, 37, 4	30, 40, 33, 34, 32, 35, 4, 31, 53, 38
31	29, 38, 31, 34, 40, 37, 35, 30, 39, 33	31, 40, 38, 34, 29, 37, 30, 33, 39, 4
32	32, 30, 33, 35, 34, 40, 53, 4, 31, 1	30, 33, 32, 34, 40, 4, 53, 35, 31, 14
33	32, 33, 30, 34, 53, 4, 35, 1, 40, 14	33, 30, 4, 34, 32, 53, 40, 14, 35, 31
34	31, 34, 30, 33, 40, 4, 29, 32, 35, 38	34, 40, 30, 33, 4, 31, 38, 32, 35, 53
35	35, 30, 40, 32, 34, 37, 38, 39, 33, 31	40, 30, 35, 34, 33, 32, 31, 37, 38, 39
36	39, 36, 37, 40, 38, 35, 31, 30, 34, 29	39, 36, 40, 37, 38, 31, 30, 34, 35, 33
37	39, 38, 37, 40, 36, 31, 35, 34, 29, 30	40, 39, 38, 37, 31, 36, 34, 30, 35, 29
38	37, 31, 38, 40, 29, 39, 35, 34, 36, 30	40, 31, 37, 38, 39, 34, 29, 30, 35, 36
39	36, 37, 39, 40, 38, 35, 31, 30, 34, 29	40, 37, 39, 36, 38, 31, 30, 34, 35, 33
40	35, 37, 38, 39, 31, 40, 30, 34, 36, 29	40, 30, 37, 31, 38, 34, 39, 35, 33, 36
41	60, 50, 45, 41, 47, 56, 44, 55, 52, 48	41, 44, 56, 60, 47, 50, 45, 48, 55, 52
42	42, 46, 44, 49, 48, 43, 45, 54, 7, 52	44, 49, 48, 46, 42, 54, 43, 7, 45, 41
43	43, 46, 51, 54, 49, 12, 42, 53, 14, 44	43, 54, 12, 49, 46, 51, 44, 53, 42, 14
44	50, 52, 42, 45, 44, 46, 41, 54, 48, 60	44, 41, 48, 54, 46, 50, 52, 42, 45, 49
45	45, 47, 41, 44, 48, 50, 42, 56, 60, 20	48, 41, 44, 47, 45, 56, 20, 50, 42, 60
46	42, 46, 43, 54, 49, 44, 52, 51, 48, 50	46, 49, 44, 54, 43, 42, 48, 51, 12, 52
47	45, 47, 41, 56, 20, 48, 60, 44, 55, 50	47, 41, 48, 56, 20, 45, 44, 60, 58, 21
48	45, 42, 48, 47, 21, 7, 20, 44, 49, 23	48, 44, 49, 20, 23, 47, 45, 21, 7, 42
49	5, 42, 49, 46, 7, 43, 3, 48, 12, 17	49, 48, 46, 12, 3, 7, 5, 43, 42, 17
50	60, 52, 50, 41, 44, 55, 45, 54, 56, 47	44, 41, 60, 52, 50, 56, 54, 45, 55, 53
51	51, 43, 14, 54, 53, 12, 52, 46, 9, 4	51, 12, 54, 53, 43, 14, 4, 46, 52, 49
52	50, 52, 54, 53, 44, 51, 41, 46, 60, 43	44, 54, 53, 50, 52, 41, 51, 46, 60, 43

Окончание таблицы «Топ-10 регионов с наибольшими абсолютными значениями частных косвенных эффектов заработной платы по уровню безработицы»

Регион j	Номера регионов, на заработную плату которых сильнее всего влияет изменение уровня безработицы в регионе j	Номера регионов, изменение уровня безработицы в которых сильнее всего влияет на заработную плату в регионе j
53	52, 53, 51, 14, 33, 54, 4, 32, 43, 1	53, 54, 4, 51, 14, 33, 52, 12, 44, 43
54	52, 54, 43, 51, 46, 53, 44, 50, 42, 14	54, 44, 53, 43, 51, 46, 52, 49, 12, 14
55	60, 55, 57, 56, 41, 71, 50, 58, 72, 47	56, 57, 60, 55, 41, 58, 50, 72, 71, 20
56	55, 60, 56, 57, 47, 41, 58, 20, 50, 45	56, 57, 60, 41, 55, 20, 58, 47, 50, 72
57	71, 55, 57, 72, 58, 56, 70, 60, 59, 67	57, 56, 72, 58, 71, 55, 70, 60, 67, 20
58	59, 58, 57, 72, 20, 56, 67, 22, 71, 55	58, 67, 20, 56, 72, 57, 59, 22, 71, 55
59	22, 59, 58, 20, 67, 21, 72, 56, 57, 64	20, 58, 67, 22, 59, 21, 56, 72, 57, 48
60	55, 50, 60, 41, 56, 57, 47, 52, 44, 45	56, 41, 50, 55, 60, 57, 44, 47, 52, 45
61	65, 64, 61, 63, 69, 70, 67, 62, 68, 72	69, 64, 63, 61, 65, 67, 70, 72, 68, 62
62	66, 62, 68, 63, 73, 77, 64, 67, 61, 80	68, 63, 66, 62, 73, 67, 77, 64, 61, 69
63	62, 64, 61, 63, 68, 67, 66, 69, 65, 73	63, 67, 68, 64, 61, 62, 69, 66, 73, 65
64	61, 64, 63, 69, 67, 65, 62, 68, 70, 72	69, 67, 63, 61, 64, 65, 68, 72, 70, 62
65	61, 70, 65, 69, 64, 71, 72, 63, 67, 57	69, 61, 70, 65, 72, 64, 63, 67, 71, 57
66	62, 77, 66, 68, 73, 80, 63, 76, 81, 67	73, 68, 62, 77, 66, 63, 76, 67, 80, 78
67	64, 59, 67, 63, 68, 69, 58, 72, 73, 61	67, 63, 69, 58, 64, 72, 68, 73, 59, 61
68	62, 66, 68, 63, 73, 67, 77, 64, 61, 81	68, 63, 66, 73, 62, 67, 77, 64, 61, 76
69	65, 61, 70, 64, 69, 72, 67, 71, 63, 58	69, 61, 70, 65, 67, 72, 64, 63, 71, 58
70	65, 71, 70, 69, 72, 61, 57, 64, 67, 58	69, 72, 70, 65, 71, 61, 57, 67, 64, 58
71	70, 71, 57, 72, 65, 69, 55, 58, 56, 67	72, 57, 70, 71, 69, 58, 65, 56, 67, 55
72	71, 70, 72, 57, 69, 58, 67, 65, 64, 59	72, 70, 57, 69, 71, 67, 58, 65, 56, 64
73	81, 78, 77, 66, 73, 68, 76, 67, 80, 74	73, 76, 78, 77, 66, 68, 81, 67, 74, 62
74	79, 81, 74, 78, 76, 73, 75, 80, 77, 66	78, 81, 79, 74, 76, 73, 77, 80, 75, 66
75	75, 76, 80, 79, 77, 78, 73, 74, 81, 66	76, 75, 77, 73, 78, 80, 79, 74, 81, 66
76	75, 80, 79, 76, 77, 78, 73, 74, 81, 66	76, 77, 73, 78, 80, 79, 75, 74, 81, 66
77	80, 77, 66, 76, 73, 75, 79, 78, 62, 68	76, 73, 77, 66, 80, 68, 78, 62, 79, 75
78	81, 74, 78, 76, 73, 79, 75, 80, 77, 66	73, 81, 74, 76, 78, 79, 77, 80, 66, 68
79	74, 79, 76, 75, 78, 81, 80, 77, 73, 66	76, 74, 79, 78, 81, 73, 77, 80, 75, 66
80	77, 80, 76, 75, 79, 66, 73, 78, 74, 81	76, 77, 80, 73, 66, 78, 79, 75, 74, 68
81	74, 78, 81, 73, 79, 76, 77, 66, 68, 75	78, 73, 74, 81, 76, 79, 77, 66, 68, 67

ЛИТЕРАТУРА / REFERENCES

- Вакуленко Е.С., Гурвич Е.Т.** (2016). Гибкость реальной заработной платы в России: сравнительный анализ // *Журнал Новой экономической ассоциации*. Т. 3 (31). С. 67–92. [**Vakulenko E.S., Gurvich E.T.** (2016). Flexibility of real wages in Russia: A comparative analysis. *Journal of the New Economic Association*, 3 (31), 67–92 (in Russian).]

- Гурвич Е.Т., Вакуленко Е.С.** (2018). Исследования российского рынка труда и экономическая политика // *Журнал Новой экономической ассоциации*. № 1 (37). С. 203–212. [**Gurvich E.T., Vakulenko E.S.** (2018). Research of the Russian labor market and economic policy. *Journal of the New Economic Association*, 1 (37), 203–212 (in Russian).]
- Демидова О.А.** (2014). Пространственно-авторегрессионная модель для двух групп взаимосвязанных регионов (на примере восточной и западной части России) // *Прикладная эконометрика*. № 2 (34). С. 19–35. [**Demidova O.A.** (2014). Spatial-autoregressive model for the two groups of related regions (eastern and western parts of Russia). *Applied Econometrics*, 2 (34), 19–35 (in Russian).]
- Демидова О.А., Иванов Д.С.** (2016). Модели экономического роста с неоднородными пространственными эффектами (на примере российских регионов) // *Экономический журнал Высшей школы экономики*. № 20 (1). С. 52–75. [**Demidova O.A., Ivanov D.S.** (2016). Models of economic growth with heterogeneous spatial effects (on the example of Russian regions). *Economic Journal of the Higher School of Economics*, 20 (1), 52–75 (in Russian).]
- Земцов С.П., Смелов Ю.А.** (2018). Факторы регионального развития в России: география, человеческий капитал или политика регионов // *Журнал Новой экономической ассоциации*. № 4 (40). С. 84–108. [**Zemtsov S.P., Smelov Yu.A.** (2018). Factors of regional development in Russia: Geography, human capital or regional politics. *Journal of the New Economic Association*, 4 (40), 84–108 (in Russian).]
- Коломак Е.А.** (2010). Пространственные экстерналии как ресурс экономического роста // *Регион: экономика и социология*. № 4. С. 73–87. [**Kolomak E.A.** (2010). Spatial externalities as a resource for economic growth. *Region: Economics and Sociology*, 4, 73–87 (in Russian).]
- Ощепков А.Ю., Капелюшников Р.И.** (2015). Региональные рынки труда: 15 лет различий. Серия WP3 «Проблемы рынка труда». М.: НИУ «Высшая школа экономики». [**Oshchepkov A.Yu., Kapelyushnikov R.I.** (2015). Regional labor markets: 15 years of difference. WP3 Series “Labor Market Problems”. Moscow: NRU “Higher School of Economics” (in Russian).]
- Семерикова Е.В., Демидова О.А.** (2016). Взаимодействие региональных рынков труда в России: анализ с помощью пространственных эконометрических моделей // *Пространственная экономика*. № 3. С. 57–80. [**Semerikova E.V., Demidova O.A.** (2016). Interaction of regional labor markets in Russia: Analysis using spatial econometric models. *Spatial Economics*, 3, 57–80 (in Russian).]
- Шилов А., Мёллер Й.** (2008). Кривая заработных плат: теория и эмпирика // *Квантиль*. № 4. С. 93–100. [**Shilov A., Möller J.** (2008). Wage curve: Theory and empirics. *Quantile*, 4, 93–100 (in Russian).]
- Baltagi B., Blien U.** (1998). The German wage curve: Evidence from the IAB employment sample. *Economics Letters*, 61 (2), 135–142.
- Baltagi B., Blien U., Wolf K.** (2012). A dynamic spatial panel data approach to the German wage curve. *Economic Modelling*, 29 (1), 12–21.

- Blanchflower D.G.** (2001). Unemployment, well-being, and wage curves in Eastern and Central Europe. *Journal of the Japanese and International Economies*, 15 (4), 364–402.
- Blanchflower D.G., Oswald A.J.** (1989). The wage curve. *Working Paper No. 3181*. National Bureau of Economic Research.
- Blanchflower D.G., Oswald A.J.** (1995). An introduction to the wage curve. *Journal of Economic Perspectives*, 9 (3), 153–167.
- Blanchflower D.G., Oswald A.J., Sanfey P.** (1996). Wages, profits, and rent-sharing. *The Quarterly Journal of Economics*, 111 (1), 227–251.
- Campbell C., Orszag J.M.** (1998). A model of the wage curve. *Economics Letters*, 59 (1), 119–125.
- Card D.** (1995). The wage curve: A review. *Journal of Economic Literature*, 33, 2, 285–299.
- Card D.** (1999). The causal effect of education on earnings. *Handbook of labor economics*, 3, 1801–1863. Amsterdam: Elsevier.
- Danilenko T., Demidova O., Signorelli M.** (2018). Unemployment clubs in Russian regions. *Emerging Markets Finance and Trade*, 54, 6, 1337–1357.
- Demidova O., Daddi P., Medvedeva E., Signorelli M.** (2018). Modeling the employment rate in Russia: A spatial-econometric approach. *Economy of Region*, 14, 4, 1383–1398.
- Demidova O., Signorelli M.** (2012). Determinants of youth unemployment in Russian regions. *Post-Communist Economies*, 24, 2, 191–217.
- Elhorst J.P.** (2014). Spatial Panel Data Models. In: J.P. Elhorst (ed.). *Spatial econometrics: From cross-sectional data to spatial panels*. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 37–93.
- Elhorst J.P., Blien U., Wolf K.** (2007). New evidence on the wage curve: A spatial panel approach. *International Regional Science Review*, 30 (2), 173–191.
- García-Mainar I., Montuenga-Gómez V.M.** (2012). Wage dynamics in Spain: Evidence from individual data (1994–2001). *Investigaciones Regionales*, 24, 41–56.
- Gimpelson V.** (2019). The labor market in Russia, 2000–2017. *IZA World of Labor*, 466, 1–13.
- Guriev S., Vakulenko E.** (2015). Breaking out of poverty traps: Internal migration and interregional convergence in Russia. *Journal of Comparative Economics*, 43, 633–649.
- Jacobs J.** (1961). *The death and life of great american cities*. New York: Random House.
- Jäger S., Schoefer B., Young S., Zweimüller J.** (2020). Wages and the value of nonemployment. *The Quarterly Journal of Economics*, 135 (4), 1905–1963.
- Johansen K.** (1995). Norwegian wage curves. *Oxford Bulletin of Economics & Statistics*, 57 (2), 229–247.
- Kennedy S.** (2000). A wage curve for Australia? *Oxford Economic Papers*, 52 (4), 774–803.
- Kosfeld R., Dreger C.** (2018). Local and spatial cointegration in the wage curve — a spatial panel analysis for German regions. *Review of Regional Research*, 38 (1), 53–75.
- Kosfeld R., Dreger C.** (2019). Towards an East German wage curve-nuts boundaries, labour market regions and unemployment spillovers. *Regional Science and Urban Economics*, 76, 115–124.

- LeSage J., Pace R.K.** (2009). Introduction to spatial econometrics. *Series: Statistics: Textbooks and Monographs*. Boca Raton, Florida: CRC Press (Chapman and Hall book).
- Longhi S., Nijkamp P., Poot J.** (2006). Spatial heterogeneity and the wage curve revisited. *Journal of Regional Science*, 46 (4), 707–731.
- Marshall A.** (1920). *Principles of Economics*. London: Macmillan and Co.
- Nijkamp P., Poot J.** (2005). The last word on the wage curve? *Journal of Economic Surveys*, 19 (3), 421–450.
- Phillips A.W.** (1958). The relation between unemployment and the rate of change of money wage rates in the United Kingdom, 1861–1957. *Economica*, 25 (100), 283–299.
- Ramos R., Nicodemo C., Sanromá E.** (2015). A spatial panel wage curve for Spain. *Letters in Spatial and Resource Sciences*, 8 (2), 125–139.
- Shapiro C., Stiglitz J.E.** (1984). Equilibrium unemployment as a worker discipline device. *The American Economic Review*, 74 (3), 433–444.
- Shilov A., Möller J.** (2009). The wage curve in Russia, 1995–2005. *Economics Letters*, 102 (2), 90–92.

Поступила в редакцию 02.10.2020

Received 02.10.2020

O.A. Demidova

National Research University “Higher School of Economics”, Moscow,
Russia

E.A. Timofeeva

National Research University “Higher School of Economics”, Moscow,
Russia

Spatial aspects of wage curve estimation in Russia

Abstract. The wage curve is traditionally defined as the negative relationship between wages and unemployment rates (taking into account various control variables). It was empirically shown that the wage curve exists in some countries, including Russia. However, usually in such studies with data for the Russian regions, the mutual influence of Russian regions is not taken into account. This could create the problem of omitted variable bias. In this paper, we took into account the corresponding impact using spatial-econometric models and gave a detailed interpretation of the results. The estimate of the parameter reflecting the effect of unemployment on wages in the model without spatial effects is almost twice the corresponding estimate in the models where these effects are taken into account. According to panel data for 2005–2018 for 81 regions we estimated the partial marginal effects of changes in unemployment in one region on wages in the other regions. Similar calculations were made for the other variables. Using partial marginal effects, we found for each region: 1) the regions most affected by this one, 2) the regions, changes in which will most likely affect the selected one. This is important, for example, for assessing consequences of government programs etc.

Keywords: *wage curve, unemployment, spatial models, marginal effects.*

JEL Classification: C31, C33, R1.

DOI: 10.31737/2221-2264-2021-51-3-4