

КЛАСТЕРИЗАЦИЯ РЕГИОНАЛЬНЫХ РЫНКОВ ТРУДА С УЧЕТОМ ОЦЕНОК NAIRU*

Д.А. Орлов¹, Е.А. Постников²

¹ *Центральный банк Российской Федерации, г. Москва, Россия*

² *Отделение по Челябинской области Уральского главного управления Банка России, г. Челябинск, Россия*

Изменения на рынке труда оказывают значимое влияние на экономические процессы, в том числе и на денежно-кредитную политику. Однако принятие решений данной политики усложняется существенной региональной разнородностью не только занятости населения, оплаты труда, миграционных потоков, но и инфляционных процессов. Целью проведенного исследования является анализ разнородности региональных рынков труда во взаимосвязи с бизнес-циклом. Оценки не ускоряющего инфляцию уровня безработицы (NAIRU), полученные с помощью моделей ненаблюдаемых компонент, являются неотъемлемой частью современной кривой Филлипса и позволяют установить эту взаимосвязь. В результате оценки моделей по ежеквартальным данным за период 2011–2018 гг. получены выводы о наличии существенной связи между разрывом безработицы и инфляцией для 52 российских регионов. С учетом оценок NAIRU применение современных алгоритмов кластерного анализа позволило выделить три группы региональных рынков труда, отчетливо различающихся по социально-экономическим показателям, что дало возможность выявить основные проблемы в социальной и демографической сферах территорий во взаимосвязи с их экономическим развитием. Наиболее подходящими для группировки регионов определены методы k-средних и спектральной кластеризации, давая основание предполагать, что полученные региональные кластеры имеют гиперсферическую форму. Полученные результаты могут быть полезны для поддержки принятия решений по денежно-кредитной политике в части повышении качества экономического анализа с учетом специфических особенностей региональных рынков труда.

Ключевые слова: рынок труда, региональная разнородность, NAIRU, разрыв безработицы, денежно-кредитная политика, кластерный анализ, региональные кластеры рынков труда.

Введение

Важной задачей в повышении качества экономического анализа для поддержки принятия решения по денежно-кредитной политике является определение специфических особенностей региональных рынков труда. Одной из таких значимых особенностей являются краткосрочные отклонения уровня безработицы от NAIRU (не ускоряющего инфляцию уровня безработицы), то есть разрыв безработицы. Такие отклонения связаны с циклическими колебаниями выпуска, оказывающими инфляционное давление в экономике. При этом взаимосвязь рынка труда с инфляционными процессами в разных регионах России может существенно различаться.

Для российского рынка труда характерна существенная региональная разнородность. Для ряда субъектов, таких как Москва, Санкт-Петербург, ЯНАО, ХМАО, Московская область характерна высокая занятость, широкий выбор вакансий и низкая безработица (1,4–3 %). При этом другая группа регионов не может обеспечить рабочими местами значительную часть населения – это Рес-

публики Алтай, Тыва, Дагестан, Карачаево-Черкесия, Кабардино-Балкария, Алалия, Чечня, Ингушетия, в которых безработица составляет 10–27 % (рис. 1). То есть можно выделить однородные региональные группы по рынку труда, разнородные по отношению к другим группам, которые определяются путем кластерного анализа.

Исследование NAIRU на региональном уровне является важным этапом выявления специфических особенностей рынков труда и способствует лучшему пониманию инфляционных процессов в регионах и проведению более взвешенной денежно-кредитной политики.

Разбиение же рынков труда на группы схожих между собой регионов (кластеры) позволит упростить и повысить эффективность разрабатываемых мер фискальной политики, применяя их к крупному кластеру, а не отдельным регионам или разнородной совокупности регионов в целом по стране. Кластерный анализ также может дать возможность выделить нетипичные регионы, которые не относятся ни к одному из кластеров. Использование же в исследовании достаточно устойчивой характеристики безработицы (NAIRU) вместо ее фактического уровня позволит более точно сформировать региональные группы рынков труда.

Первые работы по методам кластерного анализа появились в конце 1930-х годов, а понятие

* Настоящая статья выражает личную позицию авторов, которая может не совпадать с официальной позицией Банка России. Банк России не несет ответственности за содержание статьи.

Уровень безработицы, %

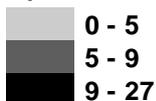


Рис. 1. Распределение регионов по уровню безработицы в 2019 году

«кластерный анализ» впервые начал использовать американский психолог Роберт Трайон [1]. Позже активный интерес к данным методам проявился в период 1960–1980 гг. А импульсом для разработки многих кластерных методов послужили исследования двух биологов Р. Сокэлома и П. Снита [2].

Ключевой вклад в развитие теории экономических кластеров внес М. Портер, который описал их как «географические концентрации взаимосвязанных компаний и институтов в определенной сфере» [3]. Впервые термин регионального экономического кластера, отождествляя его с промышленным кластером, фирмы, участники которого находятся в тесной географической близости, ввел в оборот американский экономист М. Энрайт [4].

К наиболее актуальным исследованиям кластеризации российских регионов можно отнести следующие. В. Локосов, Е. Рюмина, В. Ульянов иерархическими агломеративными методами кластерного анализа провели типологизацию (выделено 7 групп) российских регионов на основе системы индикаторов уровня развития человеческого потенциала [5].

В докладе Центра трудовых исследований НИУ ВШЭ доказано неэффективное распределение трудовых ресурсов по регионам страны в связи со значительным устойчивым различием по уровню занятости и оплаты труда. По этим же показателям представлена пространственная кластеризация со схожими структурными и природно-географическими характеристиками [6].

В работе Е. Синельниковой-Мурылевой с соавторами методом к-средних получено три регио-

нальных группы по занятости и доходам населения, для каждой из которых получены оценки модели кривой Филлипса по региональным панельным данным [7]. Результаты показали, что не все территории адекватно описываются кривой Филлипса, характеризуя высокой степени неоднородность регионального рынка труда в России.

Опираясь на зарубежный опыт, показано, что кластеры развиваются в соответствии с географической близостью входящих в них фирм, специфической квалифицированного труда и сетей обеспечения производственной деятельности, а также сложных социальных взаимосвязей. Все это в совокупности создает мощный синергетический эффект [8].

В статье на основе полученных ранее авторами оценок NAIRU для каждого региона России выделено три основных региональных кластера по рынку труда для регионов, имеющих значимый разрыв безработицы. Полученные результаты свидетельствуют о наличии значимой согласующейся с теорией связи между разрывом безработицы и инфляцией для большинства регионов. Определено существование достаточно четкой специфики каждого кластера (например, привлекательный для трудовых ресурсов кластер, кластер с высокой напряженностью на рынке труда).

Методы кластеризации и оценки NAIRU

Кластеризация относится к алгоритмам машинного обучения категории методов обучения без учителя, позволяющей обнаруживать скрытые структуры в данных, где мы заранее не знаем правильного ответа. Задача кластеризации региональ-

ных рынков труда состоит в том, чтобы отыскать в данных по показателям рынка труда естественное разбиение по региональным группам, такое, что элементы в том же кластере более подобны друг другу, чем из других кластеров.

Наиболее популярными в настоящее время являются следующие методы кластеризации с использованием современных программных средств [9–11]:

- k-средних [12],
- спектральная кластеризация [13],
- агломеративная (иерархическая) кластеризация,
- DBSCAN [14],
- OPTICS [15],
- Affinity Propagation [16].

Для выбора лучшего метода и результатов кластерного анализа применялись *метрики качества*, которые можно разбить на две группы: внешние и внутренние (табл. 1). Если заранее известно истинное разбиение на кластеры, то используются внешние метрики, в противном случае – внутренние. Так как региональные кластеры рынков труда заранее неизвестны, то использовались внутренние метрики.

Таблица 1
Метрики качества кластеризации

| Метрика | Тип |
|--|------------|
| Adjusted Rand Index (ARI) [17] | Внешняя |
| Adjusted Mutual Information (AMI) [18] | |
| Гомогенность [19] | |
| Полнота [19] | |
| V-мера [19] | |
| Fowlkes-Mallows index (FMI) [20] | Внутренняя |
| Силуэт [21] | |
| Calinski-Harabasz Index [22] | |
| Davies-Bouldin Index [23] | |

Для качественного разбиения регионов на кластеры необходимо правильно выделить показатели-признаки, по которым будет осуществлена классификация и структуризация территорий. Показатели безработицы, оплаты труда, спроса на рабочую силу, прироста населения, возрастной структуры в разной степени влияют на валовый выпуск в регионе и его отклонения от потенциального уровня, являясь важным фактором денежно-кредитной политики. В связи с этим для нашей цели выделены следующие основные показатели региональных рынков труда.

1. NAIRU, %.
2. Коэффициент потребности работодателей в работниках, заявленной в органы службы занятости населения, чел./тыс. численности населения.
3. Уровень участия в рабочей силе, %.
4. Коэффициент миграционного прироста на 10 000 населения.

5. Коэффициент естественного прироста на 1000 населения.

6. Население моложе трудоспособного возраста, % от общей численности населения.

7. Население в трудоспособном возрасте, % от общей численности населения.

8. Население старше трудоспособного возраста, % от общей численности населения.

9. Среднемесячная номинальная начисленная заработная плата работников организаций, руб.

10. Выпускники вузов, % от общей численности населения.

Так как NAIRU является ненаблюдаемым показателем, то было проведено дополнительное исследование для расчета его оценок. Полученная модель для оценки NAIRU является модифицированной кривой Филлиппа в виде модели пространства состояний с фильтром Калмана. Она основана на наиболее известных «треугольной» модели инфляции [24, 25], а также модели OECD¹ [26], и описывается следующей общей спецификацией модели

$$\Delta\pi_t = \beta_0 + \varphi_1\Delta\pi_{t+1} + \varphi_2\Delta\pi_{t-1} + \beta_1(U_t - U_t^*) + \beta_2\Delta S_t + \beta_3\Delta S_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1)$$

$$U_t^* = U_{t-1}^* + \nu_t, \quad (2)$$

где $\Delta\pi_t$ – сезонно-скорректированный прирост инфляции (индекс потребительских цен на товары и услуги, к предыдущему кварталу) в периоде t ; $\beta_0, \beta_1, \varphi_1$ – неизвестные параметры; ε_t, ν_t – случайные компоненты; U_t – сезонно-скорректированный уровень безработицы; U_t^* – оценки NAIRU; ΔS_t – прирост индекса номинального эффективного курса рубля к иностранным валютам.

Исходными являются ежеквартальные данные с сайтов Росстата² и Банка России³ за период 2010–2018 гг. ЯНАО и ХМАО рассматривались в составе Тюменской области, Ненецкий АО – в составе Архангельской области. В исследовании не участвовали Республика Крым и Севастополь из-за недостаточной статистической информации.

Основное отличие предложенной модели заключается в возможности учитывать инфляционные ожидания (добавлен в модель показатель инфляции на период $t+1$) и в использовании лагов первых разностей инфляции и валютного курса.

В процессе исследования для большинства (44) регионов была получена предложенная спецификация модели (уравнения (1) и (2)). Для остальных регионов в модели был либо добавлен второй лаг для инфляции и/или обменного курса, либо исключен лаг обменного курса.

Устойчивость оценок проверялась за счет изменения начальной точки выборки в процессе мо-

¹ OECD (Organisation for Economic Co-operation and Development) – Организация экономического сотрудничества и развития.

² <https://rosstat.gov.ru/>

³ <https://cbr.ru/statistics/>

делирования и анализа значимости оценок.

Более подробное описание теоретико-методических подходов исследования NAIRU и его результаты представлены в нашей работе [27].

Для кластеризации региональных рынков труда с учетом оценок NAIRU использовалась статистика на конец 2018 г. по данным Росстата. Основным инструментарием для проведения кластерного анализа являлось программное средство Python 3.

В процессе кластеризации нам также заранее не было известно число и плотность кластеров, исходные данные несоизмеримы и требуют их нормализации. В связи с чем кластерный анализ проводится комплексно разными методами с подбором оптимального значения параметров как по числу кластеров, так и по критериям качества кластеризации.

Для приведения к соизмеримому виду и обеспечения корректной работы вычислительных алгоритмов кластеризации была осуществлена нормализация исходных данных по корню из суммы квадратов (Евклидова норма).

Результат

В результате моделирования NAIRU для 65 из 80 регионов получены значимые оценки коэффициента при разрыве безработицы. При этом для основной части этих регионов (52 региона с отрицательными оценками коэффициентов при разрыве безработицы) получена теоретически верная интерпретация, когда увеличение разрыва безработицы оказывает дезинфляционное влияние. Полученные оценки подтверждают неоднородность отечественного рынка труда (прежде всего по таким показателям, как NAIRU и разрыв безработицы), причины которой различны, но могут быть объединены в группы (кластеры).

Таким образом, дальнейшая кластеризация проводилась для 52 регионов с теоретически верными оценками коэффициентов при разрыве безработицы.

Кластеризация осуществлялась различными методами. Для каждого метода выбиралась наилучшая группировка, среди которых выбиралась оптимальная. Основными критериями выбора лучшей кластеризации являлись силуэт (табл. 2), анализ расстояний до центров кластеров и соответствие характеристик рынка труда регионов кластеру в целом.

Таблица 2
Силуэт для разных методов кластеризации

| Метод | Силуэт |
|------------------------------|--------|
| k-средних | 0,411 |
| Спектральная кластеризация | 0,392 |
| Агломеративная кластеризация | 0,506 |
| DBSCAN | 0,540 |
| Affinity Propagation | 0,338 |

В результате кластеризации методом k-средних из 52 регионов в 1-й кластер отнесено 37 регионов, во второй – 6, в третий – 9. Аналогичные результаты дала спектральная кластеризация: 36, 7 и 9 регионов соответственно; отличие заключается только в том, что Новосибирская область отнесена не в первый, а во второй кластер.

Наилучшая агломеративная кластеризация также выделяет 3 кластера, однако кластеры получаются крайне неравномерными: в 1-й кластер попало 46 регионов; во второй – Ленинградская и Московская области; в третий – республики Дагестан, Ингушетия, Чечня, Тыва.

Метод DBSCAN выделяет 50 регионов в один кластер и 2 региона (Ингушетия и Ленинградская область) в качестве шума. При этом силуэт для данных результатов наибольший по сравнению со всеми остальными методами (0,54).

Наилучшее качество кластеризации методом Affinity Propagation получено при группировке в 4 кластера и наименьшем силуэтом среди всех методов.

Следовательно, итоговая группировка осуществлялась на основе алгоритмов k-средних и спектральной кластеризации. Анализ расстояний до центров кластеров для этих методов показал, что Республика Калмыкия (1-й кластер) пересекается с третьим кластером; а Сахалинская область пересекается со вторым кластером. При этом Республика Калмыкия характеризуется высокой безработицей, миграционным оттоком населения, низким уровнем доходов, невысоким спросом работодателей на труд и малой численностью организаций, что обосновывает отнесение региона больше к третьему кластеру, чем к первому. Сахалинская область же наоборот является одним из лидеров в России по ВРП с высоким уровнем экономической активности и вчетверо более высоким (относительно России в целом) объемом инвестиций в основной капитал на душу населения, поэтому логичнее отнести данный регион ко второму кластеру.

Сравнивая результаты кластеризации разными методами с учетом специфики отдельных регионов, кластеры были скорректированы следующим образом: Республика Калмыкия из первого кластера перемещена в третий, Сахалинская область из первого кластера – во второй.

Таким образом, следует выделить три основных региональных кластера по рынку труда для регионов, имеющих значимый разрыв безработицы (табл. 3). Несмотря на то, что кластеризация проводилась по показателям рынка труда, полученные региональные группы также имеют отличительные особенности и по другим социально-экономическим показателям.

Численность населения 52 регионов со значимым разрывом безработицы составляет 61,1 % от общей численности РФ (табл. 4). Наименьшим

Региональные кластеры рынков труда

| Номер (количество) кластера(ов) | Регионы | Особенности |
|---------------------------------|---|--|
| 1 (34 региона) | Брянская, Владимирская, Волгоградская, Вологодская, Ивановская, Иркутская, Кемеровская, Костромская, Курганская, Магаданская, Мурманская, Новгородская, Орловская, Псковская, Ростовская, Рязанская, Саратовская, Свердловская, Смоленская, Тамбовская, Томская, Ульяновская, Челябинская, Ярославская области Алтайский, Забайкальский, Красноярский, Пермский, Приморский край Республики Башкортостан, Карелия, Марий Эл, Удмуртия, Чувашия | Миграционный отток и естественная убыль населения, наименьшая доля населения моложе трудоспособного возраста и наибольшая доля населения старше трудоспособного возраста, наименьшая доля строительства и наибольшая доля обрабатывающих производств в ВРП |
| 2 (8 регионов) | г. Санкт-Петербург Ленинградская, Московская, Новосибирская, Сахалинская области, Краснодарский край, Республика Адыгея, Чукотский автономный округ | Низкая безработица, высокий спрос на труд и экономическая активность, миграционный приток населения, инвестиционно привлекательные регионы, высокий уровень зарплат, наименьшая доля сельского хозяйства и государственного управления в ВРП |
| 3 (10 регионов) | Республики Алтай, Бурятия, Дагестан, Ингушетия, Калмыкия, Тыва, Северная Осетия-Алания, Кабардино-Балкарская, Карачаево-Черкесская, Чеченская | Высокая безработица, низкий спрос на труд, миграционный отток и естественный прирост населения, наибольшая доля населения моложе трудоспособного возраста и наименьшая доля населения старше трудоспособного возраста, дотационные и убыточные регионы, слабый бизнес-климат, наименьшая доля обрабатывающих производств и наибольшая доля строительства и государственного управления в ВРП |

Таблица 4

Распределение кластеров по численности населения

| Кластеры | Численность населения, тыс. чел. | Доля в 52 регионах, % | Доля в РФ, % |
|----------|----------------------------------|-----------------------|--------------|
| 1 | 57039,4 | 63,5 | 38,8 |
| 2 | 23946,3 | 26,7 | 16,3 |
| 3 | 8795,6 | 9,8 | 6,0 |
| Всего | 89781,3 | 100,0 | 61,1 |

по численности оказался третий кластер (9,8 % общей численности кластеризуемых регионов), наибольший – первый (63,5 %). Наиболее привлекательный кластер по рынку труда (второй) включает более четверти населения кластеризуемых регионов.

На основе сравнительного анализа региональных кластеров по социально-экономическим показателям (табл. 5) сформулированы следующие отличительные особенности.

Первый самый крупный кластер (34 региона) близок по социально-экономическим характери-

стикам к среднероссийским и отличается от других кластеров одновременными миграционным оттоком и естественной убылью населения. Важной особенностью кластера является самая низкая доля населения моложе трудоспособного возраста и самая высокая доля населения старше трудоспособного возраста, что указывает на старение населения и низкую рождаемость. На фоне сокращающейся с 2017 года численности рабочей силы в кластере отмечается самый низкий уровень участия в рабочей силе с наименьшей долей населения в трудоспособном возрасте.

Таблица 5

Социально-экономические характеристики кластеров в 2018 году

| Показатель | | 1 кластер | 2 кластер | 3 кластер |
|---|--|-----------|-----------|-----------|
| NAIKU, % | | 5,6 | 4,6 | 13,8 |
| Коэффициент потребности работодателей в работниках, заявленной в органы службы занятости населения, чел./тыс. числ. населения | | 10,7 | 12,6 | 4,1 |
| Уровень участия в рабочей силе, % | | 60,8 | 65,5 | 62,3 |
| Коэффициент миграционного прироста на 10000 населения | | -33,4 | 79,9 | -34,7 |
| Коэффициент естественного прироста на 1000 населения | | -3,8 | -1,1 | 7,1 |
| Население моложе трудоспособного возраста, % от общей численности населения | | 18,4 | 18,7 | 26,1 |
| Население в трудоспособном возрасте, % от общей численности населения | | 54,6 | 56,7 | 55,9 |
| Население старше трудоспособного возраста, % от общей численности населения | | 27,0 | 24,7 | 18,0 |
| Среднемесячная номинальная начисленная заработная плата работников организаций, руб. | | 34738 | 52833 | 28162 |
| Выпускники вузов, % от общей численности населения | | 0,5 | 0,5 | 0,4 |
| Доля в ВРП, % | Сельское, лесное хозяйство, охота, рыболовство и рыбоводство | 8,7 | 5,5 | 15,5 |
| | Добыча полезных ископаемых | 7,3 | 13,6 | 3,3 |
| | Обрабатывающие производства | 21,8 | 14,3 | 7,0 |
| | Оптовая и розничная торговля | 13,4 | 14,6 | 14,8 |
| | Услуги | 30,7 | 35,4 | 31,9 |
| Объем инвестиций в основной капитал на душу населения, тыс. руб./чел. | | 82,6 | 187,1 | 50,1 |
| Число организаций, ед./тыс. чел. (на 01.01.2019) | | 23,6 | 30,1 | 14,1 |
| Доля регионов с положительным сальдо прибылей и убытков организаций, % | | 91,2 | 100 | 40,0 |
| Доля прибыльных организаций в общем числе организаций, % | | 69,4 | 71,6 | 68,8 |

За исключением Тамбовской области в регионах отмечается самая низкая доля строительства в ВРП, что является сдерживающим в них фактором экономического роста. В сравнении с другими кластерами менее развиты торговля и сфера услуг. При этом регионы в большей степени специализируются на обрабатывающих производствах. Также более 90 % регионов данной группы являются прибыльными.

Второй кластер (8 регионов) отличается существенным миграционным притоком населения, низкой безработицей, более высокими относительно средних по России заработными платами,

значительной экономической активностью. В данной группе регионов самые высокие доля населения в трудоспособном возрасте и спрос на рабочую силу.

Данный кластер также выделяется относительно других своими характеристиками экономического развития. В регионах существенно более высокий объем инвестиций в основной капитал на душу населения, наибольшая плотность по числу прибыльных организаций. Также во всех регионах сектора отмечено положительное сальдо прибылей и убытков организаций. За исключением Красно-

дарского края с Адыгеей регионы имеют минимальную долю сельского хозяйства в ВРП, а также за исключением Адыгеи и Чукотки – минимальную долю государственного управления в ВРП. Наиболее развит сектор услуг.

Третий кластер (10 регионов) наоборот характеризуется миграционным оттоком и естественным приростом населения, высокой безработицей и низким спросом на труд. Заработные платы в этих регионах почти вдвое ниже, чем во втором кластере. Особенностью группы является самая высокая доля населения моложе трудоспособного возраста и самая низкая доля населения старше трудоспособного возраста, скорее всего это связано с высокой рождаемостью в этих регионах и миграционным оттоком пожилого населения из регионов Сибири и Дальнего Востока.

Экономические показатели кластера также менее привлекательны. Наблюдается отрицательное сальдо прибылей и убытков организаций в большей части регионов, низкий объём инвестиций в основной капитал и малое число организаций на душу населения, самая низкая доля прибыльных организаций.

При этом в структуре ВРП самая высокая доля строительства отмечена в регионах Северного Кавказа, и относительно других кластеров наибольшая доля государственного управления, торговли и сельского хозяйства. И наоборот, наименьшая доля добычи полезных ископаемых и обрабатывающих производств в ВРП.

Для полученных региональных кластеров рассчитаны оценки NAIRU и разрыв безработицы (рис. 2 и 3). Уровень безработицы в кластерах характеризуется явной сезонностью, в связи с чем проведена сезонная корректировка рядов методом X-13ARIMA-SEATS. На рис. 2 видно четкое разделение региональных групп на протяжении всего исследуемого периода. Третий кластер характеризуется высоким не ускоряющим инфляцию уровнем безработицы, снижающимся на всем временном отрезке с 17 до 13 %. Вторая же группа регионов имеет наименьший NAIRU, устоявшийся в районе 5 %.

Также третий кластер выделяется наибольшей волатильностью разрыва безработицы (см. рис. 3), что может давать более сильный отклик на инфляционные процессы в сравнении с другими регионами. Однако так как доля этого кластера по численности населения составляет менее 10 %, то его общий вклад в инфляционное давление страны невелик. Разрыв безработицы в двух других региональных группах сопоставим и находился в среднем в пределах $(-0,2; 0,2)$ процента, что характеризует незначительное влияние рынка труда этих регионов на инфляцию в исследуемом периоде.

Обсуждение и выводы

Полученные оценки NAIRU позволили описать региональную разнородность влияния рынка труда на инфляцию, кластеризовать регионы по полученным оценкам и паттернам на региональных рынках труда. Теоретически верные оценки не ускоряющего инфляцию уровня безработицы были рассчитаны для 52 регионов.

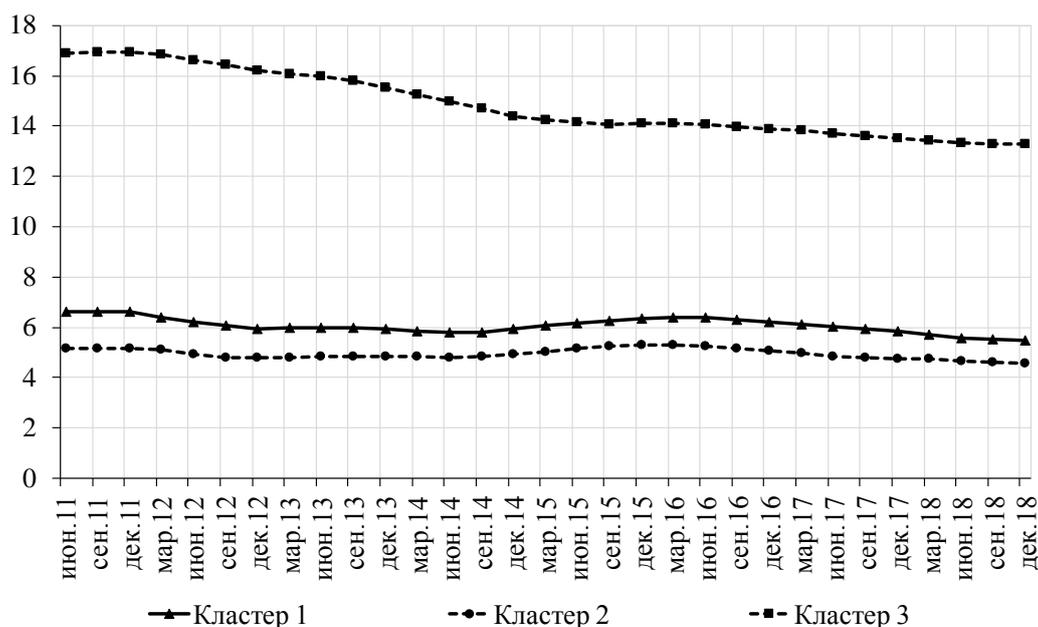


Рис. 2. Динамика NAIRU по кластерам, %

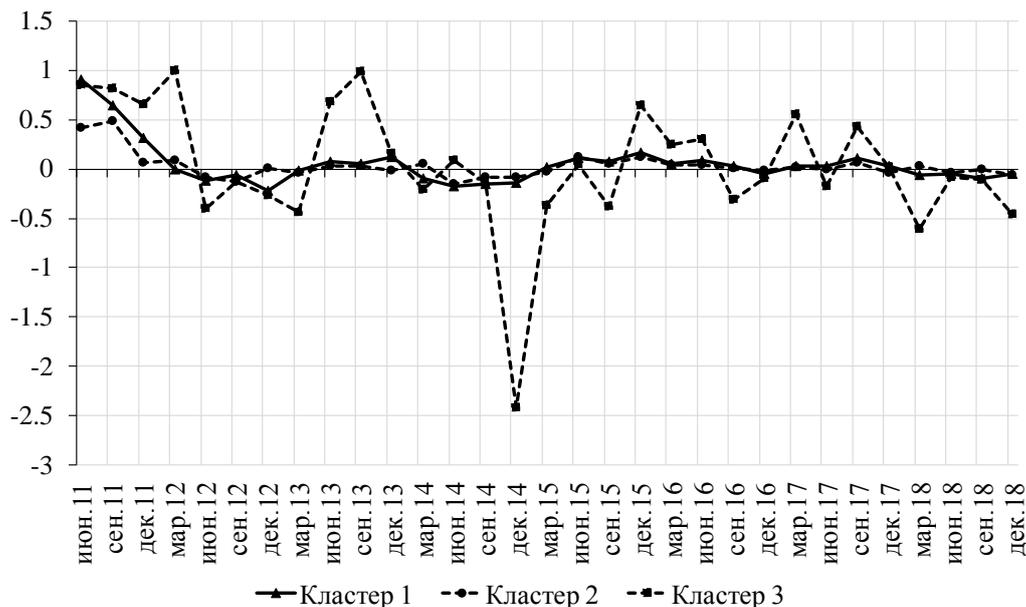


Рис. 3. Динамика разрыва безработицы по кластерам, %

Сформированные региональные кластеры рынков труда четко различаются и могут быть охарактеризованы следующим образом. Первый кластер отличается старением населения, сокращением количества людей и рабочей силы, наиболее развитой обрабатывающей отраслью. Второй кластер является инвестиционно привлекательным с высокими экономическими результатами деятельности и развитой сферой услуг. Вследствие этого наблюдается высокая экономическая активность населения и положительные демографические тенденции. Третий кластер относительно других характеризуется наиболее слабой как социальной, так и экономической составляющей. Низкая занятость, спрос на труд и зарплата в сочетании с небольшой инвестиционной привлекательностью и убыточностью регионов. Специализируется в сферах торговли и сельского хозяйства.

Проведенная систематизация региональных рынков труда позволила выявить их основные проблемы в социальной и демографической сферах во взаимосвязи с экономическим развитием.

Так как в одних кластерах связь инфляции с рынком труда является слабой, в других – более существенной, то и реакция рынка труда в этих регионах на денежно-кредитную политику разная. Следовательно, данная специфическая особенность должна приниматься во внимание в прогнозных моделях региональной инфляции с целью повышения качества экономического анализа при поддержке принятия решений по денежно-кредитной политике.

Литература

1. Tryon R.C. Cluster analysis. Ann Arbor: Edwards Bros, 1939. 122 p.
2. Sokal R., Sneath P. Principles of numerical taxonomy. Freeman. W.H., San Francisco, 1963. 359 p.
3. Porter M. Clusters and the new economic competition. Harvard Business Rev., 1998. 26 p.
4. Enright M.J. Survey on the characterization of regional clusters: initial results. Working Paper. Institute of Economic Policy and Business Strategy: Competitiveness Program University of Hong Kong, 2000. 21 p.
5. Локосов В.В., Рюмина Е.В., Ульянов В.В. Региональная дифференциация показателей человеческого потенциала // Экономика региона. 2015. № 4. С. 185–196. DOI: 10.17059/2015-4-15
6. Гимпельсон В., Капелюшников Р., Рошин С. (ред.). Российский рынок труда: тенденции, институты, структурные изменения. Доклад Центра трудовых исследований и Лаборатории исследований рынка труда. М.: ЦСР, НИУ ВШЭ, 2017. 145 с.
7. Аверина Д., Горшкова Т., Синельникова-Мурылева Е. Построение кривой Филлиппса на региональных данных // Экономический журнал ВШЭ. 2018. Т. 22. № 4. С. 609–630.
8. Рассадина А.К. Роль кластеров в современной экономике: зарубежный опыт // Вестн. Моск. ун-та. Сер. 6. Экономика. 2014. № 5. С. 85–101.
9. Миркин Б.Г. Методы кластер-анализа для поддержки принятия решений: обзор (Препринт № WP7/2011/03). М.: НИУ ВШЭ. 88 с.

10. Мюллер А., Гвидо С. Введение в машинное обучение с помощью Python. Руководство для специалистов по работе с данными. М.: Вильямс. 2017. 393 с.
11. Рашка С. Python и машинное обучение / пер. с англ. А. В. Логунова. М.: ДМК Пресс, 2017. 418 с.
12. Steinhaus H. Sur la division des corps materiels en parties. Bulletin de l'Academie Polonaise des Sciences. 1956. Cl. III, Vol. IV. pp. 801–804.
13. Arias-Castro E., Chen G., Lerman G. Spectral clustering based on local linear approximations. Electronic Journal of Statistics. 2011. Vol. 5. P. 1537–1587. DOI: 10.1214/11-EJS651
14. Ester M., Kriegel H., Sander J., Xu X. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise // Proceedings of the Second International Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-96). 1996. P. 226–231.
15. Ankerst M., Breunig M., Kriegel H., Sander J. OPTICS: Ordering points to identify the clustering structure. ACM SIGMOD International Conference on Management of Data. ACM Press, 1999. P. 49–60.
16. Frey B., Dueck D. Clustering by passing messages between data points. Science. 2007. Vol. 315. P. 972–976. DOI: 10.1126/science.1136800
17. Rand W. Objective criteria for the tvaluation of clustering methods // Journal of the American Statistical Association. 1971. Vol. 66. P. 846–850.
18. Vinh N.X., Epps J., Bailey J. Information theoretic measures for clusterings comparison: variants, properties, normalization and correction for chance // Journal of Machine Learning Research. 2010. Vol. 11 (95), P. 2837–2854.
19. Rosenberg A., Hirschberg J. V-Measure: A conditional entropy-based external cluster evaluation measure // Joint Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and Computational Natural Language Learning. 2007. P. 410–420.
20. Fowlkes E.B., Mallows C.L. A method for comparing two hierarchical clusterings // Journal of the American Statistical Association. 1983. Vol. 78 (383). P. 553–569. DOI: 10.2307/2288117
21. Rousseeuw P. Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis // Journal of Comp. and Appl. Math. 1987. Vol. 20. pp. 53–65. DOI: 10.1016/0377-0427(87)90125-7
22. Calinski T., Harabasz J. A dendrite method for cluster analysis // Communications in Statistics. 1974. Vol 3. pp. 1–27.
23. Davies D., Bouldin D. A cluster separation measure // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1979. Vol. PAMI-1 (2). P. 224–227. DOI: 10.1109/TPAMI.1979.4766909
24. Gordon R.J. The time-varying NAIRU and its implications for economic policy // NBER Working Paper. 1996. No. 5735. 54 p. DOI: 10.3386/w5735
25. Gordon R.J. The Phillips curve is alive and well: inflation and the NAIRU during the slow recovery // NBER Working Paper. 2013. No. 19390. 57 p. DOI: 10.3386/w19390
26. Rusticelli E. Rescuing the Phillips curve: making use of long-term unemployment in the measurement of the NAIRU // OECD Journal: Economic Studies. 2014. Vol. 2014/1. P. 109–125. DOI: 10.1787/eco_studies-2014-5jxrcm2cdf6
27. Орлов Д., Постников Е. Кривая Филлипса: инфляция и NAIRU в российских регионах // Серия докладов об экономических исследованиях Банка России. 2020. 31 с. http://cbr.ru/Content/Document/File/115690/pc_reg.pdf

Орлов Дмитрий Александрович, ведущий экономист Департамента денежно-кредитной политики, Центральный банк Российской Федерации (г. Москва), dmitryorlo888@gmail.com.

Постников Евгений Анатольевич, кандидат экономических наук, доцент, главный экономист, Отделение по Челябинской области Уральского главного управления Банка России (г. Челябинск), postnikovea@yandex.ru.

Поступила в редакцию 6 августа 2021 г.

CLUSTERIZATION OF REGIONAL LABOUR MARKETS IN VIEW OF NAIRU ESTIMATES

D.A. Orlov¹, E.A. Postnikov²

¹ The Central Bank of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation

² Chelyabinsk Regional Division of the Ural Main Branch of the Central Bank of the Russian Federation, Chelyabinsk, Russian Federation

Changes in the labor market have a significant impact on economic processes, including monetary policy. However, decision-making in this policy is complicated by the significant regional heterogeneity of not only employment, wages, migration flows, but also inflationary processes. The aim of this study is to analyze the heterogeneity of regional labor markets in relation to the business cycle. Estimates of the non-accelerating inflation rate of unemployment (NAIRU) derived from unobservable component models are an integral part of the modern Phillips curve and allow this relationship to be established. As a result of evaluating the models based on quarterly data for the period 2011–2018, conclusions were drawn about the existence of a significant relationship between the unemployment gap and inflation for 52 Russian regions. Taking into account the NAIRU estimates, the use of modern cluster analysis algorithms made it possible to identify three groups of regional labor markets that clearly differ in socio-economic indicators, which made it possible to identify the main problems in the social and demographic spheres of the territories in relation to their economic development. Methods of k-means and spectral clustering have been identified as the most suitable for grouping regions, suggesting that the resulting regional clusters have a hyperspherical shape. The results obtained can be useful for supporting decision-making on monetary policy in terms of improving the quality of economic analysis, taking into account the specific features of regional labor markets.

Keywords: labor market, regional diversity, NAIRU, unemployment gap, monetary policy, cluster analysis, regional clusters of labor markets.

References

1. Tryon R.C. *Cluster analysis*. Ann Arbor: Edwards Bros. 1939. 122 p.
2. Sokal R., Sneath P. *Principles of numerical taxonomy*. Freeman. W.H., San Francisco. 1963. 359 p.
3. Porter M. Clusters and the new economic competition. *Harvard Business Rev.* 1998. 26 p.
4. Enright M.J. Survey on the characterization of regional clusters: initial results. Working Paper. *Institute of Economic Policy and Business Strategy: Competitiveness Program University of Hong Kong*. 2000. 21 p.
5. Lokosov V.V., Ryumina E.V., Ulyanov V.V. Regional Differentiation of Human Potential Indicators. *Ekonomika Regiona*, 2015, No. 4. pp. (In Russ.) 185–196. DOI: 10.17059/2015-4-15.
6. Gimpelson V., Kapeliushnikov R., Roshchin S. (eds.). *The Russian Labor Market: Trends, Institutions, and Structural Changes*. Report of the Center for Labor Research and Labor Market Research Laboratory. Moscow: CSR and HSE University. 2017, 145 p. (in Russ.)
7. Averina D., Gorshkova T., Sinelnikova-Muryleva E. Phillips Curve Estimation on Regional Data. *HSE Economic Journal*, 2018, Vol. 22, No. 4, pp. 609–630. (in Russ.)
8. Rassadina A.K. The Role of Clusters in the Modern Economy: Evidence from Abroad. *Vestnik Moskovskogo Universiteta, Ser. 6. Ekonomika*, 2014, No. 5, pp. 85–101. (in Russ.)
9. Mirkin B.G. *Cluster Analysis Methods for Decision Support: an overview* (Preprint No. WP7/2011/03), Moscow: Higher School of Economics, 2011, 88 p. (in Russ.)
10. Myuller A., Gvido S. *An Introduction to Machine Learning with Python. A Guide for Data Scientists*. Moskov. Vilyams, 2017, 393 p. (in Russ.)
11. Rashka S. *Python and Machine Learning*. Translation from English A.V. Logunova. Moskov. DMK Press, 2017, 418 p. (In Russ.)
12. Steinhaus H. Sur la division des corps materiels en parties. *Bulletin de l'academie Polonaise des Sciences*, III(IV). 1956. pp. 801–804.
13. Arias-Castro E., Chen G., Lerman G. Spectral clustering based on local linear approximations. *Electronic Journal of Statistics*. 2011. Vol. 5. pp. 1537–1587. DOI: 10.1214/11-EJS651.
14. Ester M., Kriegel H., Sander J., Xu X. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. *Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-96)*. 1996. pp. 226–231.

15. Ankerst M., Breunig M., Kriegel H., Sander J. OPTICS: Ordering points to identify the clustering structure. *ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*. ACM Press. 1999. pp. 49–60.
16. Frey, B., Dueck, D. (2007). Clustering by passing messages between data points. *Science*. 2007. Vol. 315. pp. 972–976. DOI: 10.1126/science.1136800.
17. Rand W. Objective criteria for the tvaluation of clustering methods. *Journal of the American Statistical Association*. 1971. Vol. 66. pp. 846–850.
18. Vinh N.X., Epps J., Bailey J. Information theoretic measures for clusterings comparison: variants, properties, normalization and correction for chance. *Journal of Machine Learning Research*. 2010. Vol. 11 (95), pp. 2837–2854.
19. Rosenberg A., Hirschberg J. V-Measure: A conditional entropy-based external cluster evaluation measure. *Joint Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and Computational Natural Language Learning*. 2007. pp. 410–420.
20. Fowlkes E.B., Mallows C.L. A method for comparing two hierarchical clusterings. *Journal of the American Statistical Association*. 1983. Vol. 78 (383). pp. 553–569. DOI: 10.2307/2288117.
21. Rousseeuw P. Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*. 1987. Vol. 20. pp. 53–65. DOI: 10.1016/0377-0427(87)90125-7.
22. Calinski T., Harabasz J. A dendrite method for cluster analysis. *Communications in Statistics*. 1974. Vol 3. pp. 1–27.
23. Davies D., Bouldin D. A cluster separation measure. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1979. Vol. PAMI-1 (2). pp. 224–227. DOI: 10.1109/TPAMI.1979.4766909.
24. Gordon R.J. The time-varying NAIRU and its implications for economic policy. *NBER Working Paper*. 1996. No. 5735. 54 p. DOI: 10.3386/w5735.
25. Gordon R.J. The Phillips curve is alive and well: inflation and the NAIRU during the slow recovery. *NBER Working Paper*. 2013. No. 19390. 57 p. DOI: 10.3386/w19390.
26. Rusticelli E. Rescuing the Phillips curve: making use of long-term unemployment in the measurement of the NAIRU. *OECD Journal: Economic Studies*. 2014. Vol. 2014/1 pp. 109–125. DOI: 10.1787/eco_studies-2014-5jxrcm2cdf6
27. Orlov D., Postnikov E. Phillips Curve: Inflation and NAIRU in Russian Regions. *Seriya dokladov ob ekonomicheskikh issledovaniyakh Banka Rossii*, 2020, 31 p. Retrieved from: http://cbr.ru/Content/Document/File/115690/pc_reg.pdf (in Russ.)

Dmitriy A. Orlov, lead economist, Monetary Policy Department, the Central Bank of the Russian Federation, Moscow, dmitryorlo888@gmail.com

Evgeniy A. Postnikov, Candidate of Sciences (Economics), Associate Professor, Chelyabinsk Regional Division of the Ural Main Branch of the Central Bank of the Russian Federation, Chelyabinsk, postnikovea@yandex.ru

Received August 6, 2021

ОБРАЗЕЦ ЦИТИРОВАНИЯ

Орлов, Д.А. Кластеризация региональных рынков труда с учетом оценок NAIRU / Д.А. Орлов, Е.А. Постников // Вестник ЮУрГУ. Серия «Экономика и менеджмент». – 2021. – Т. 15, № 3. – С. 34–44. DOI: 10.14529/em210304

FOR CITATION

Orlov D.A., Postnikov E.A. Clusterization of Regional Labour Markets in View of Nairu Estimates. *Bulletin of the South Ural State University. Ser. Economics and Management*, 2021, vol. 15, no. 3, pp. 34–44. (in Russ.). DOI: 10.14529/em210304