

УДК 06.54.51

Е.И. Масалов

Юго-Западный государственный университет, Курск, email: ist462007@yandex.ru

ВЛИЯНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА НА ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТЬ ТРУДА В РЕГИОНАХ И ОТДЕЛЬНЫХ ОТРАСЛЯХ

Ключевые слова: искусственный интеллект, регион, экономика, производительность, технологии.

В данной статье рассмотрена экономическая модель по оценке взаимосвязи между искусственным интеллектом (ИИ) и производительностью труда. Представлены результаты эконометрического анализа данных об изменении количества и качества рабочих мест в результате внедрения новых технологий и дана оценка прямому влиянию ИИ на повышение производительности предприятий в различных отраслях.

E.I. Masalov

Southwest State University, Kursk, email: ist462007@yandex.ru

THE IMPACT OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE ON LABOR PRODUCTIVITY IN REGIONS AND INDIVIDUAL INDUSTRIES

Keywords: artificial intelligence, region, economy, productivity, technologies.

This article discusses an econometric approach to assessing the relationship between artificial intelligence (AI) and labor productivity in certain regions. The results of an econometric analysis of historical data on changes in the quantity and quality of jobs as a result of the introduction of new technologies are presented and an assessment of the direct impact of AI on increasing the productivity of enterprises in various industries is given.

В экономике производственная функция фирмы указывает на то, что выпуск увеличивается, если увеличивается любой из экономических факторов (капитал, труд или материалы), их индивидуальная эффективность или общая факторная производительность. Обычно эта взаимосвязь выражается в форме «Кобба-Дугласа», которая допускает интерактивное воздействие различных входных данных на производительность каждого входного сигнала. Данная теория хорошо известна в экономической литературе, ее сторонниками являлись такие ученые как Солоу, Свон Рэмси, а также первоначальные создатели: Пол Дуглас и Чарльз Кобб. В нашем исследовании мы рассматривали ряд научных работ по оценке взаимосвязи между производительностью и новыми технологиями, поскольку ИИ относится к последним.

Одной из наиболее признанных и цитируемых работ является «Детерминанты производительности труда: эмпирическое исследование производительности и дивергенции», автор Чоудри М.Т.

В исследовании рассматриваются ключевые факторы, определяющие производительность, которые мы в последующем использовали для собственного анализа в качестве контрольных переменных для снижения риска потенциального искажения планируемых результатов. Данные факторы, к которым, в первую очередь, относятся образование и инвестиции в ИКТ указывают на обоснованность использования панельных данных с фиксированными эффектами. Инвестиции и предложение различных факторов производства играют ключевую роль в росте производительности, что согласуется со стандартной концепцией производственной функции фирмы.

Другим ключевым документом, на который следует обратить внимание при разработке эконометрической модели определения факторов производительности, является «Обзор экономической политики Федерального резервного банка Нью-Йорка: «Что движет ростом производительности?»», автора Стирох К.Дж. В этой статье

он описал различные эмпирические исследования, проводимые в отношении долгосрочных факторов роста производительности, в частности им рассматривались научные труды, где противопоставлялись прогнозы экзогенного и эндогенного роста. Он пришел к выводу, что инновации, исследования и разработки, инвестиции в физический капитал, а также качество человеческого капитала являются важными аспектами роста производительности компаний. Представленные им фактические данные подтверждают целесообразность измерения уровня внедрения ИИ по количеству вновь появляющихся технологий и видов капитала, связанных с ИИ. Стирох К.Дж пришел к выводу, что эмпирическое и теоретическое влияние технического прогресса на производительность согласуется с важностью увеличения капитала, стимулирующего этот эффект. Другими словами, количество, а не только качество капитала важно для объяснения влияния внедрения технологий ИИ на производительность.

Особое внимание заслуживает рассмотрение такого труда как «Руководство по производительности ONS» управления национальной статистики Великобритании, которое в качестве движущих сил роста производительности определила пять ключевых факторов влияния: инвестиции, инновации, навыки, предпринимательство и конкуренция. Предлагаемая в нашей работе экономическая модель согласуется с этими факторами, поскольку при моделировании инноваций в нее были включены элементы управления инвестициями и компетенциями.

Цель исследования

Целью исследования является построение экономической модели на основе панельных данных с разнородными коэффициентами, чтобы дать оценку влияния факторов внедрения ИИ на производительность труда.

Методы исследования

В рамках статьи использованы следующие научные методы: описание, обобщение, абстрагирование, синтез, индукция и дедукция.

Результаты исследования и их обсуждение

Предлагаемая в работе модель построена на основе панельных данных с разнородными коэффициентами и предназначена для оценки влияния внедрения технологий ИИ на производительность компаний для каждой группы промышленных секторов в различных регионах. Для этого были определены сопоставимые данные для каждого отраслевого сектора в каждом анализируемом регионе, чтобы оценить эластичность производительности по использованию технологий ИИ (т.е. насколько произойдет увеличение производительности, при увеличении использования технологий ИИ на 1%). Также в предлагаемой экономической модели применена технология проксирования влияния ИИ на укрупненные отдельные регионы (округа) на основании использования репрезентативного ключевого региона. Такой подход был вызван несогласованностью и отсутствием достоверных данных по разным регионам Российской Федерации [1].

В качестве прокси регионов были выбраны наиболее крупные и репрезентативные, где деятельность по внедрению ИИ была наиболее активной: г. Москва (Центральный федеральный округ), Ленинградская область (Северо-Западный федеральный округ), Ростовская область (Южный федеральный округ), Пермский край (Приволжский федеральный округ), Свердловская область (Уральский федеральный округ), Томская область (Сибирский федеральный округ). Рассмотрим данные о новых технологиях и технологиях, связанных с ИИ, для оценки уровня их внедрения в перечисленных регионах.

Поскольку ИИ относительно новое явление в мире, сегодня не существует точных показателей, которые напрямую отражали бы уровень его внедрения в отдельном регионе или отрасли с течением времени. В результате первостепенной задачей становится определение общих для регионов Российской Федерации показателей, которые должны иметь следующие характеристики:

- отражать уровень внедрения ИИ и давать возможность оценить размер его влияния на производительность труда;

– агрегировать в себе данные об объеме капитала, классифицируемом, как программное обеспечение, базы данных, компьютерное и промышленное интеллектуальное оборудование, которые вместе охватывают различные типы ИИ;

– определять потенциальный запас возможностей технологий искусственного интеллекта от их внедрения и использования.

Пока взаимосвязь между производительностью и новыми технологиями остается одинаковой, наши показатели должны давать нам объективную и последовательную оценку влияния искусственного интеллекта на нее.

Второй задачей является построение с использованием определенных ранее показателей экономической модели на основе панельных данных с разнородными коэффициентами и имеющую идентичную функциональную форму с одинаковыми контрольными переменными, чтобы отразить экономическую теорию о факторах, влияющих на производительность труда. Для построения такой модели нами была использована спецификация уравнения регрессии для оценки взаимосвязи между искусственным интеллектом и производительностью труда. Уравнение, описывающее нашу модель можно представить в следующем виде:

$$\Delta \ln(y_{ijt}) = a_{ij} + \delta_{ijt} + \beta_j \Delta \ln\left(\frac{a_{ijt}}{l_{ijt}}\right) + \gamma \Delta \ln(z_{ijt}) + \varepsilon_{ijt},$$

где

$\Delta \ln(y_{ijt})$ – производительность/ доля рабочей силы;

a_{ij} – отраслевой временной тренд и фиксированный эффект;

δ_{ijt} – эластичность между зависимой переменной и автоматизацией;

$\beta_j \Delta \ln\left(\frac{a_{ijt}}{l_{ijt}}\right)$ – переменная автоматизации;

$\gamma \Delta \ln(z_{ijt})$ – управляющие переменные;

ε_{ijt} – особый признак ошибки со средним значением, равным нулю.

Производительность труда в определенной отрасли (i), группе секторов (j) и периоде времени (t) регрессирует в своем сегменте, что является временной тенденцией, характерной для каждой отрасли, под воздействием определенных показателей внедрения искусственного интеллекта и фиксированного эффекта. Предлагаемая спецификация уравнения регрессии показывает не только результаты эмпирических исследований о факторах производительности труда, но и общую экономическую теорию производительности, которая утверждает, что факторная производительность является функцией факторов производства и их совокупной эффективности по затратам.

В нашей модели общую факторную производительность и эффективность затрат целесообразно рассматривать через остаточные и линейные временные тренды, скорректировав их с учетом непосредственного влияния каждого из заданных факторов производства. Важно отметить, что это не смешивает никакие эффекты, оцениваемые нашей моделью, поскольку эффективность затрат и общая факторная производительность считаются ортогональными факторам производства [2].

Хотя новые технологии рассматриваются как воздействие на общую факторную производительность, спецификация производственной функции Кобба-Дугласа показывает, что данное влияние также может быть отражено через влияние на производительность труда. Более того общую факторную производительность труднее предсказать. По этим причинам производительность труда, по нашему мнению, является наиболее предпочтительным показателем, чтобы отразить эффект внедрения ИИ. При этом использование ИИ будет определяться как соотношение между набором технологий ИИ и рабочими местами по трем причинам:

Во-первых, рассматривая технологии ИИ в расчете на одного работника, мы можем определить периоды расширения отрасли, в том числе из-за положительного влияния внедрения ИИ на производительность.

Во-вторых, процессы замены рабочей силы и увеличения использования ИИ происходят одновременно. Вместо того, чтобы пытаться разделить, необходимо зафиксировать их совокупный эффект при помощи оценочного коэффициента.

В-третьих, концептуально логично рассмотреть влияние отношения использования ИИ к рабочим местам (фактически ИИ на одного работника) на производительность труда (выработка в час), поскольку оба описанных выше термина являются переменными показателями.

Предлагаемую нами модель следует рассматривать как расширение стандартной производственной функции Кобба-Дугласа (в ее упрощенном приближении) для учета различных факторов производства и косвенного влияния некоторых переменных на производительность. В частности, нами использовались следующие контрольные переменные:

1) остаточный основной капитал (чтобы отразить влияние иного капитала, не связанного с ИИ, на производительность);

2) отсроченные и текущие расходы на НИОКР (чтобы отразить влияние НИОКР на общую факторную производительность и потенциальную корреляцию с периодами внедрения технологий ИИ);

3) доля рабочей силы с высшим образованием (чтобы отразить влияние человеческого капитала на объем производства и производительность).

Помимо контрольных переменных есть ряд ключевых аспектов спецификации в предлагаемой нами модели, которые важны для точного определения влияния ИИ на производительность труда:

– в модели заложены первичные данные, что гарантирует их постоянство и ограничивает возможность представления ложных результатов – это помогает предотвратить ситуацию, когда мы неправильно находим статистически значимые эффекты;

– переменные выражены в логарифмах, чтобы исключить наличие каких-либо нелинейных, интерактивных взаимосвязей, которые могут повлиять на конечные результаты. Это позволит модели фиксировать истинные взаимосвязи в данных, обеспечивая при этом простое

процентное соотношение между использованием ИИ и производительностью;

– в модели используются фиксированные эффекты для учета влияния специфических отраслевых атрибутов, которые не меняются со временем и влияют на рост производительности. Это помогает модели отразить истинное влияние искусственного интеллекта на рост производительности и позволяет избежать обнаружения эффектов, которые объясняются другими (специфичными для отрасли) факторами;

– модель использует временной тренд для выявления долгосрочных детерминированных тенденций роста производительности;

– все переменные указаны в «реальном», а не в номинальном выражении, чтобы устранить любой шум, вызванный инфляцией цен и заработной платы.

Несмотря на возможность реализации подхода с использованием динамических панельных данных и включения зависимой переменной с запаздыванием для моделирования стохастической авторегрессионной динамики роста производительности, в нашей модели оценки сделаны с использованием фиктивной переменной методом наименьших квадратов (LSDV). Это связано с тем, что спецификация модели динамических панельных данных привела бы к смещению Никелла, которое возникает из-за корреляции между остатком и запаздывающей зависимой переменной при использовании классического инструментария оценки с фиксированными эффектами. Инструментарий оценки для преодоления этой проблемы требует панелей «Большое-N, малое-T», чтобы гарантировать, что отношение наблюдений к инструменту достаточно велико для:

– тестов достоверности инструмента, чтобы быть значимым;

– предотвращения чрезмерной подгонки лаговой зависимой переменной, которая в результате не сможет устранить эндогенные эффекты.

Так как наши размерности панельных данных лучше всего описывать как «Умеренный-N, Умеренный-T», то использование этих оценок означало бы единичное отношение между наблюдениями и инструментами, что соответствует эндогенной переменной.

Таблица 1

Коэффициенты эластичности производительности по отношению к ИИ по регионам и секторам (0,1 означает, что увеличение потребления ИИ на 1% (на одного работника) повышает производительность труда на 0,1%)

Оценка/ регион	Пермский край	Ленинградская область	Томская область	Свердловская область	г. Москва	Ростовская область
Национальная оценка	0.21***	0.51**	0.50***	0.20***	0.94***	0.10
Отраслевые оценки						
Энергетика, коммунальные услуги, горнодобывающая промышленность	0.23***	0.88***	0.89***	0.06	0.86***	NA
Производство и строительство	0.37**	0.60**	0.53**	0.51**	0.44	NA
Потребительские товары, услуги по размещению и питанию	0.05	0.38	0.11	0.08	1.53***	NA
Транспорт и логистика	0.42***	0.53*	0.99***	0.22***	1.14***	NA
Технологии, средства массовой информации и коммуникации	0.42***	0.69***	0.75***	0.50***	1.00***	NA
Финансовые и профессиональные услуги	0.19*	0.38	0.21***	0.21***	0.94***	NA
Здравоохранение, образование и другие государственные и личные услуги	0.07	0.73	0.64***	0.33***	1.15***	NA

Примечание: * означает стандартные ошибки, сгруппированные по отраслям для каждой региональной регрессии (* = 90% статистической значимости, ** = 95% статистической значимости, *** = 99% статистической значимости)

В результате нами использована LSDV-модель как «меньшее из двух зол», где исключалась запаздывающая зависимая переменная всякий раз, когда она незначительна, чтобы предотвратить любые источники смещения от входа в регрессию [4].

Хотя данный инструментарий оценки и не может отвергнуть нулевую гипотезу лаговой зависимой переменной со 100% степенью охвата из-за непоследовательности в оценке ее коэффициента, можно утверждать, что в предлагаемой модели для каждого региона она не была значимой даже на уровне 20%. Это позволяет сделать вывод, о том, что в предлагаемой модели стохастическая динамика не важна, независимо от того, равен ли коэффициент охвата 100% или нет, а рост производительности лучше всего

фиксируется с помощью детерминированного тренда и его предикторов.

Большая часть данных, используемых в нашем исследовании, была получена посредством анализа различных ведомственных отчетов, региональной статистики. Эти данные позволили сделать анализ производительности с течением времени сопоставимым образом по нескольким регионам и включали в себя сведения о выпуске продукции и производительности, о затратах капитала и труда по отраслям промышленности. Данные о затратах капитала включали в себя его стоимость для различных категорий, например, программного обеспечения и ИТ-оборудования, и т. д.

Для каждого региона был установлен предел выборки 2015-2022 гг. Это

сделано не только для обеспечения согласованности между разными регионами из-за ограниченной доступности данных, но и для того, чтобы наша переменная «технологии ИИ» учитывала влияние только самых последних типов высокотехнологичного капитала на производительность [3].

Полученные нами результаты для переменной (потребление ИИ на одного работника) по отраслям и регионам представляют собой эластичность производительности по отношению к ИИ. Так по результатам исследования если потребление ИИ на одного работника увеличится на 1% в секторе транспорта и логистики в г. Москве, ожидается, что производительность в этом секторе вырастет на 1,14%. Если, то же самое произойдет в этом же секторе в Свердловской области, производительность увеличится на 0,22% для сравнения.

Выводы

Одним из важных выводов представленных результатов является выявление более высокой региональной эластичности в г. Москве, Томской и Ленинградской областях. Существует ряд аспектов, которые, по нашему мнению, повлияли на размеры коэффициентов в каждом из выделенных регионов. Первый ключевой аспект заключается в том, что источник расхождений связан с качеством технологий искусственного интеллекта, внедряемых этими регионами с течением времени. В регионах, где технологии ИИ внедряются более высокого качества, ожидается большее их влияние на производительность труда. Это помогает объяснить высокую региональную эластичность для показателей в нашей стране, но само по себе не объясняет, почему эластичность г. Москвы намного выше, чем эластичность всех других регионов.

В свою очередь в регионах, внедряющих технологии ИИ с более низким начальным уровнем производительности, воздействие, вероятно, будет намного сильнее, поскольку фактически наблюдается эффект «скачкообразного роста». Данные регионы догоняют другие, более развитые по данному направлению, сохраняя при этом равномерный и постоянный уровень внедрения технологий ИИ. Это согласуется с хорошо описан-

ной в научной литературе теории о конвергенции роста между экономиками.

Можно предположить, что региональная эластичность отражает периоды одновременного внедрения ИИ и роста производительности за период выборки, и поэтому она просто представляет собой чистую корреляцию, а не причинность. Однако при этом упускается из виду тот факт, что модель указана не только в первых разностях, но также включает линейные, неоднородные временные тренды для обозначенной отраслевой группы. Таким образом даже если бы наблюдался по регионам постоянный рост внедрения ИИ, коэффициент его использования будет относиться только к остаточному движению производительности вокруг ее детерминированной тенденции роста.

Изучая отраслевые коэффициенты, рассчитанные с помощью нашей модели, мы определили, что те отрасли, которые являются более капиталоемкими, как правило, получают наибольший прирост производительности за счет внедрения ИИ. Это связано с тем, что они получают большую выгоду от внедрения данного вида технологий посредством автоматизации большого пласта производственных процессов.

Кроме того, в секторе технологий, медиа и телекоммуникаций (ТМТ) наблюдается значительный прирост предельной производительности за счет внедрения замещающего и дополняющего ИИ, при этом наибольшая эластичность по регионам составляет 0,42. Несмотря на то, что ТМТ не обязательно является капиталоемкой отраслью, предлагаемые ею продукты и услуги получают значительную выгоду от внедрения ИИ, что сильно влияет на производительность в этом секторе.

Для входных данных нашей модели мы использовали точечную оценку предельного влияния автоматизации на производительность, независимо от статистической значимости, что потенциально сопряжено с рисками. Так несмотря на то, что использование точечной оценки потенциально может привести к предполагаемому предельному воздействию, теоретически трудно обосновать, почему в действительности оно будет точно нулевым в одном секто-

ре, если обязательно произойдет его автоматизация. Более того, статистические проверки гипотез говорят только о вероятности наблюдения данного набора данных при заданном предполагаемом размере коэффициента [5].

Даже если предположить, что данные не смогут с большой уверенностью опровергнуть факт того, что истинный размер коэффициента не равен нулю, статистические проверки подтверждают, что наш оценочный параметр максимизирует вероятность наблюдения наших данных. Таким образом, можно рассматривать предлагаемые нами расчетные коэффициенты эластичности как наилучшую непараметрическую точечную оценку предельного влияния автоматизации на производительность труда, что,

с учетом сделанных оценок на основании отобранных данных близко к истине. В проведенном исследовании нами также было введено ограничение на отрицательные значения коэффициентов при их использовании для построения входных данных S-CGE, поскольку бессмысленно предполагать негативное влияние автоматизации на производительность (которое, скорее всего, является результатом того, что модель фиксирует незначительный «шум», а не «сигнал»).

Работа выполнена в рамках реализации программы развития ФГБОУ ВО «Юго-Западный государственный университет» проекта «Приоритет 2030»

Библиографический список

1. Соколова С.Н. Искусственный интеллект и безопасность общества // Вестник Полесского государственного университета. Серия общественных и гуманитарных наук. 2016. № 1. С. 63–68.
2. Масалов Е.И. Оценка эффективности инновационных технологий на примере предприятия машиностроительной отрасли // Интеллект. Инновации. Инвестиции. 2012. № 2. С. 91–95.
3. Попович Л.Г., Дроговоз П.А., Жильникова А.Н. Корпоративное и публичное управление в условиях глобальной цифровой экономики: инфраструктура, законодательство, методология // Аудит и финансовый анализ. 2010. № 6. С. 320–327.
4. Акинин П.В., Коляда М.А. Развитие инноваций в банковском секторе США и возможность их реализации в российской действительности // Мир науки, культуры, образования. 2013. № 1 (38). С. 300–302.
5. Шваб К. Четвёртая промышленная революция. М.: Изд. «Э», 2017. 208 с.