

Исследование перспектив инновационного развития России и Беларуси с использованием многослойного персептрона

С.Г. ЗАХАРОВА, С.А. БОРИСОВ

В статье рассматриваются различные методы оценки перспектив инновационного развития. В качестве таких методов рассматривается традиционный метод линейной регрессии и инновационный метод оценки с помощью нейросетей (многослойного персептрона). На основе прогнозирования показателя глобального индекса инновационного развития получена модель для оценки перспектив инновационного развития России и Беларуси. На основе выявленных трендов проведена сравнительная оценка возможностей инновационного развития данных стран.

Ключевые слова: инновационное развитие, нейронные сети, методы оценки перспектив, персептрон.

The article discusses various methods for assessing the prospects for innovative development. The traditional linear regression method and the innovative neural network estimation method (multilayer perceptron) are considered as such methods. Based on forecasting the global innovation development index, a model has been obtained to assess the prospects for the innovative development of Russia and Belarus. Based on the identified trends, a comparative assessment of the innovative development opportunities of these countries was carried out.

Keywords: innovative development, neural networks, methods for assessing prospects, perceptron.

Введение. Проводя ретроспективный анализ с помощью традиционных экономико-математических методов, строят трендовые линии, позволяющие предположить варианты достижения данных показателей в будущем. Оценка прошлых достижений действительно важна и позволяет определить возможные варианты развития событий с определённой долей вероятности. Однако данные методы оценки перспектив не учитывают динамики развития событий и в условиях турбулентности имеют весьма сомнительные результаты. Необходимость учёта множества корректирующих факторов в определении перспективы развития весьма актуальна [1], [2], [3]. Данные проблемные вопросы в современной науке позволяют решить нейронные сети [4] (С. Осовский, 2017). Учёными-исследователями разрабатываются различные методы учёта внешней и внутренней среды. При оценке перспектив к ним относятся, в том числе, нейронная сеть в виде многослойного персептрона (С. Хайкин, 2020) [5], (Л.А. Мелихова, А.В. Рюмшин, Д.В. Думм, 2025) [6].

Исследование перспектив инновационного развития имеет большое значение в контексте общего социально-экономического развития территории. Изучается влияние изменений различных показателей изменения итогового показателя модели ГИИ. В том числе проводится краткий анализ развития бизнеса (business sophistication) по перечню показателей, включающих такие важнейшие характеристики, как анализ интеллектуального труда (knowledge workers), взаимосвязь бизнеса с инновациями (innovation linkages), усвоение знаний (knowledge absorption) [7] (S. Zakharova, H. Li, S. Tumanov, E. Lapshina, L. Akimov, 2022). В модели ГИИ также рассматривается влияние доли работников сферы НИОКР и доли научно-го персонала от общей численности занятых в экономике на инновационное развитие.

Методы исследования инновационного развития стран. Проведём оценку перспектив оценки инновационного развития методами линейной регрессии и использованием нейронных сетей в виде многослойного персептрона, которые решают задачи прогнозирования на основе входных показателей.

В моделях линейной регрессии зависимости результирующего показателя от входных переменных описывается линейной зависимостью между входными и выходными данными. Данная зависимость описывается в виде линейной функции. Недостатком линейной регрессии являются более высокие требования к исходным данным, а также проблема их мультиколлинеарности (зависимость одних входных переменных от других). Этих недостатков лишена нейронная сеть, поэтому ее использование возможно в случае менее высокого качества исходных данных (Ю.В. Трифонов, Ю.С. Ширяева, В.С. Громницкий, 2018 и 2020; И.И. Фархутдинов, А.Г. Исавнин, 2019; A.R. Andrés, A. Otero, V.H. Amavilah, 2021; J. Chen, Q. Li, H. Wang, M. Deng, 2020; B. Kordanuli, L. Barjaktarović, L. Jeremić, M. Alizamir, 2017; L. Longo, M. Riccaboni, A. Rungi, 2021) [8], [9], [10], [11]–[15].

Оценка перспектив инновационного развития России и Беларуси методом множественной линейной регрессии. В результате использования множественной линейной регрессии авторам удалось определить перспективу инновационного развития и установить зависимость ГИИ от различных факторов. Авторами рассматривались при этом две модели - многофакторная (множественная) линейная регрессия с двумя исходными параметрами и расширенная версия с семью исходными параметрами. Для каждого случая были получены соответствующие варианты регрессионных уравнений, показывающих форму зависимости выходной переменной от входных параметров. Моделирование с использованием линейной множественной регрессии проводилось на примере данных по РФ, при этом модель для Беларуси имеет схожий вид.

В первом случае мы рассматривали **зависимость ГИИ от доли работников сферы НИОКР и доли научного персонала от занятых. С этой целью была определена двухфакторная линейная регрессия.** Уравнение регрессии:

$$Y = 3,27 * X_1 + 59,88 * X_2 - 33,84.$$

Данная модель свидетельствует о том, что глобальный инновационный индекс в значительной мере положительно зависит от доли работников сферы НИОКР и доли научного персонала в структуре занятых.

Во втором случае мы рассмотрели **зависимость ГИИ от 7 факторов, получив следующее уравнение регрессии:**

$$Y = -873 - 0,0004 * X_1 + 0,0025 * X_2 - 0,000558 * X_3 + 0,0013 * X_4 + 2,75X_5 - 0,0033 * X_6.$$

В данной модели:

X₁ – средняя номинальная зарплата в экономике;

X₂ – средняя номинальная зарплата в информатизации и связи;

X₃ – всего занятых, тыс. чел.;

X₄ – средняя номинальная зарплата в профессиональной и научно-технической деятельности;

X₅ – численность научного персонала, чел.;

X₆ – % населения, использующего Интернет;

X₇ – количество патентов на 1000 жителей;

Y – глобальный инновационный индекс (ГИИ), место страны.

Это весьма широко используемая модель для анализа будущих возможных вариантов развития событий, но множественная линейная регрессия очень требовательна к исходным данным. Нейронная сеть менее требовательна к исходным данным и не требует в общем случае стандартизации и нормализации. Для наших целей хорошо подходит методика многослойного персептрона.

Автор методики многослойного персептрона Румельхарт, основываясь на принципах построения персептрона Розенблатта, рассматривал возможность использования алгоритма обратной ошибки одного слоя для обучения всех остальных слоёв. Таких обучаемых слоёв должно быть более одного. В общем случае нейроны скрытых слоёв строят логику развития изучаемого объекта, и итоговый прогноз строится по результирующим признакам последнего скрытого слоя. Происходит самообучение модели для подбора наиболее информативных признаков, которые строятся из входных данных. В таблице 1 представлена сравнительная характеристика многослойного персептрона и линейной регрессии.

Таблица 1 – Сравнительная характеристика многослойного персептрона и линейной регрессии

Сравнительная характеристика	Методы	
	Многослойный персептрон	Линейная регрессия
Направления использования	Прогнозирование значений на основе входных данных Прогнозирование тенденций и трендов Выявление корреляции между входными данными Оценка значимости факторов в итоговом результате	Прогнозирование значений на основе входных данных Прогнозирование тенденций и трендов Выявление корреляции между входными данными Оценка значимости факторов в итоговом результате
Круг решаемых задач	Классификационные задачи с нелинейными зависимостями Регрессионные задачи Вероятностные задачи	Классификационные задачи Регрессионные задачи (предсказание варианта будущих событий) Задачи кластеризации

Окончание таблицы 1

Требования к входным данным	Нейронная сеть менее требовательна к исходным данным и не требует в общем случае стандартизации и нормализации	Модель чувствительна к качеству входных данных, ошибки данных могут привести к неверным выводам. Зависит от исходных данных и их количества
Особенности моделей	Чувствительна к масштабированию признаков	Не способны обрабатывать нечисловые переменные
Положительные моменты применения модели	Обработка нелинейных зависимостей Масштабируемость – могут обучаться на больших наборах данных Разноплановость – поддерживает классификацию по нескольким меткам, принадлежащим более чем к одному классу	Наглядность: полученные данные иллюстрируют влияние каждой независимой переменной на целевую Простота реализации
Недостаток использования модели	Отсутствие способности к обобщению характеристик на новые ситуации, не совпадающие с теми, на которых обучались Не способна анализировать сложные ситуации путём разбиения на более простые	Ошибка в предположении, что модель линейна, она может быть значительно сложнее

Источник: собственная разработка.

Оценка перспектив инновационного развития России и Беларуси с использованием нейронной сети (многослойного персептрона). Для прогнозирования глобального инновационного индекса ГИИ авторами была рассмотрена возможность использования нейронных сетей. Выбор метода – использование нейронной сети (многослойного персептрона) не случаен, он позволяет построить модель для прогнозирования инновационного развития по показателям, имеющим разную структуру, и не требует приведения показателей в сопоставимый вид (нормализации и стандартизации данных) (С. Хайкин, 2020) [5].

В нашем случае, мы использовали перечень показателей, которые входят в модель ГИИ и представлены по России в таблице 2. Моделирование проводилось с помощью аналитического пакета Deductor Stusio Academic.

Таблица 2 – Исходные данные по России

X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	Y
39144	57659	71843	56293	707887	76	93143	45
47724	66779	71562	65743	682580	81	84373	46
47867	75900	71064	75193	682464	83	82622	46
51344	85648	69550	80077	679333	85	79921	47
57244	97434	70818	87239	662702	88	75136	45
65338	121262	71217	100843	669870	90	74100	47
74854	136988	72912	108259	670614	92	72734	51

Источник: данные Федеральной службы статистики России.

В данной модели использованы следующие обозначения:

X1 – средняя номинальная зарплата в экономике;

X2 – средняя номинальная зарплата в информатизации и связи;

X3 – всего занятых, тыс. чел.;

X4 – средняя номинальная зарплата в профессиональной и научно-технической деятельности;

X5 – численность научного персонала, чел.;

X6 – % населения, использующего Интернет;

X7 – количество патентов на 1000 жителей;

Y – глобальный инновационный индекс (ГИИ), место страны.

На рисунке 1 представлена модель многослойного персептрона для России.

В качестве исходной модели для оценки перспектив инновационного развития России используется многослойный персептрон, имеющий 7 входных нейронов, 1 скрытый слой, 2 нейрона в скрытом слое и один выходной нейрон.

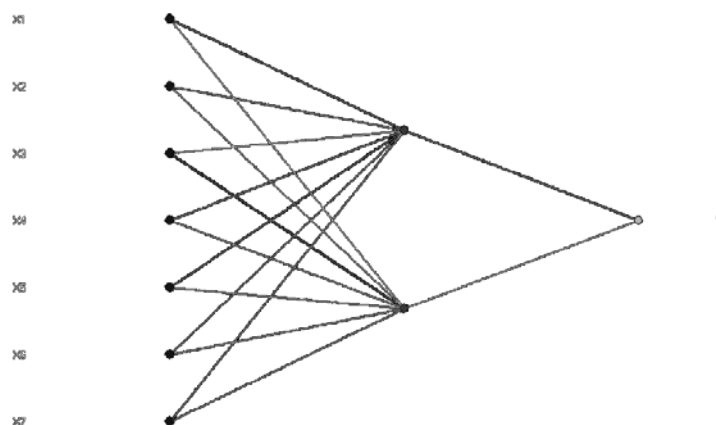


Рисунок 1 – Модель многослойного персептрона для России

Источник: собственная разработка.

В описательном варианте это говорит нам о структуре самой нейронной сети, которая описана выше. Рисунок показывает, насколько простой или сложной является нейросеть, которой мы пользуемся для построения прогноза. В данном конкретном случае мы видим нейросеть с 7 входами, 1 скрытым слоем, в котором находится два нейрона и один выход нейросети.

Аналогичное моделирование проведено для оценки перспектив инновационного развития Беларуси. В качестве исходной модели для оценки перспектив инновационного развития Беларуси, также как и для России, используется похожий многослойный нейрон.

Рисунок 1 показывает простоту нейросети, которая будет использоваться для построения прогноза. В данном конкретном случае для Беларуси так же, как и для России нейросеть с 7 входами, 1 скрытым слоем, в котором находится два нейрона и один выход нейросети.

На рисунке 2 представлены диаграммы рассеяния, полученные на основе входных данных России (таблица 1). Такая же процедура проделана для Беларуси (таблица 2). Данные диаграммы показывают качество распределения множества данных обучающей и тестовой выборки. Чем ближе лежат точки к синей линии и чем ближе находятся красные точки к зеленым, тем более высоким является качество построенной модели.

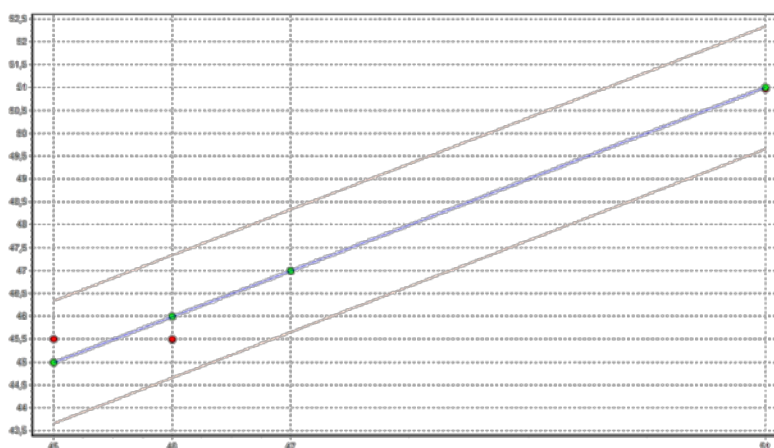


Рисунок 2 – Диаграмма рассеяния для России

Источник: собственная разработка.

Необходимо отметить, что качество модели для Беларуси является более высоким, чем для России, так как все точки расположены в случае Беларуси на синей линии, для России же есть красные точки, которые лежат не на синей линии.

Для того чтобы осуществить прогнозирование на основе нейронной сети, вся генеральная совокупность распределяется на обучающее и тестовое множество и строится модель «Что-если» с использованием программного пакета Deductor.

Окошко ввода данных для прогнозирования инновационного развития (Y) от входных факторов для России представлено на рисунке 3.

Поле	Значение
Входные	
9.0 X1	39144
9.0 X2	57659
9.0 X3	71843
9.0 X4	56293
9.0 X5	707887
9.0 X6	76
9.0 X7	93143
Выходные	
9.0 Y	45,4996613385745

Рисунок 3 – Режим «Что-если» для прогнозирования ГИИ России

Источник: собственная разработка.

Данные в окне режима «Что-если» позволяют ввести исходные данные для прогнозирования и по этим данным получить значение выходной переменной Y(ГИИ). На рисунке представлен набор исходных данных и получившееся значение, 45,5. В то же время по таблице в Excel значение Y = 45. Это означает, что нейронная сеть достаточно хорошо обучилась и показывает результат, близкий к искомому значению. Вводя конкретные значения входных данных для конкретного года, нейронная сеть будет выдавать соответствующее значение Y, которое можно сравнить со значением ГИИ, которое рассчитывается для стран (мы можем посмотреть, насколько точен получается прогноз по сравнению с реальным значением, которое присваивается ГИИ).

Таблица 4 – Прогнозные значения для России, сформированные нейросетью

X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	Y
39144	57659	71843	56293	707887	76	93143	45

Источник: собственная разработка.

В результате нейросетевого моделирования было выяснено, что по данным Беларуси модель прогнозирования на основе нейронных сетей имеет лучшее качество, чем по данным России (по России есть некоторые отклонения от трендовой линии, в то время как для Беларуси все точки лежат на трендовой линии). Также авторами была выявлена высокая прогнозирующая способность нейронных сетей как на обучающем, так и на тестовом множестве.

Заключение. Полученные в результате моделирования на основе методов множественной линейной регрессии и на основе нейронных сетей (многослойных сетей типа персептрон) результаты свидетельствуют о том, что получилось выявить зависимость результирующего показателя ГИИ и входных параметров. Это получилось сделать как в случае использования множественной линейной регрессии по двухфакторной и семифакторной моделям, так и с использованием нейронной сети. При этом нейронная сеть, являющаяся инновационным методом прогнозирования, является менее требовательной к исходным данным, позволяет использовать разнородные входные параметры, не боясь явления мультиколлинеарности, как в случае с использованием линейной регрессии. Также исходные данные для нейронной сети в общем случае не требуют процедуры стандартизации и нормализации данных.

Соответственно, прогнозирование на основе нейронных сетей можно проводить с данными, обладающими менее высоким качеством исходного материала, чем в случае с использованием классических методов статистического анализа, к которым относится и множественная линейная регрессия.

Сравнительный анализ нейронных сетей для России и Беларуси показал высокое качество построенных нейронных сетей для решения задачи прогнозирования их инновационного развития. Однако при этом качество модели для Беларуси является более высоким, так как все данные расположены на трендовой линии, в то время как для России, часть данных находится вне зоны трендовой линии.

Литература

1. Кузнецова, М. В. Влияние инновационной деятельности предприятий на состояние экономической безопасности национальной экономики / М. В. Кузнецова // *Экономическая безопасность*. – 2021. – Т. 4, № 2. – С. 433–446.
2. Кузнецова, М. В. Роль индикаторов инновационной деятельности в оценке уровня экономической безопасности / М. В. Кузнецова // *Экономическая безопасность*. – 2019. – Т. 2, № 2. – С. 131–137.
3. Митяков, С. Н. Методы оценки рисков экономической безопасности / С. Н. Митяков // *Экономическая безопасность*. – 2019. – Т. 2, № 1. – С. 23–27.
4. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский. – М., 2002. – 344 с.
5. Хайкин, С. Нейронные сети. Полный курс / С. Хайкин. – М. : Диалектика, 2020. – 1103 с.
6. Мелихова, Л. А. Возможности оптимизации бизнес-процессов в организациях IT-сферы и маркетинга на основе использования искусственной нейросети / Л. А. Мелихова, А. В. Рюмшин, Д. В. Думм // *Экономика, предпринимательство и право*. – 2025. – Т. 15, № 4. – С. 2431–2442.
7. Zakharova, S. Business sophistication level in the rankings of the Global Innovation Index of Russia, Kazakhstan and China / S. Zakharova, H. Li, S. Tumanov, E. Lapshina, L. Akimov // *Managerial sciences in the modern world*. – Geneva, Switzerland : EurAsian Scientific Editions, 2022. – P. 183–190.
8. Трифонов, Ю. В. Формирование стратегий деятельности предприятий с использованием нейронных сетей / Ю. В. Трифонов, Ю. С. Ширяева, В. С. Громницкий // *Креативная экономика*. – 2018. – Т. 12, № 6. – С. 805–816.
9. Трифонов, Ю. В. Применение искусственных нейронных сетей для оценки жилой недвижимости двух различных регионов / Ю. В. Трифонов, А. Л. Сочков // *Экономика и предпринимательство*. – 2020. – № 9 (122). – С. 1274–1279.
10. Фархутдинов, И. И. Перспективы применения искусственных нейронных сетей для решения экономических задач в рамках сорсинга / И. И. Фархутдинов, А. Г. Исавнин // *Экономический анализ : теория и практика*. – 2019. – Т. 18, № 8. – С. 1565–1580.
11. Andrés, A. R. Using deep learning neural networks to predict the knowledge economy index for developing and emerging economies / A. R. Andrés, A. Otero, V. H. Amavilah // *Expert Systems with Applications*. – 2021. – № 184 (12). – DOI : 10.1016/j.eswa.2021.115514.
12. Chen, J. A machine learning ensemble approach based on random forest and radial basis function neural network for risk evaluation of regional flood disaster : A case study of the yangtze river delta / J. Chen, Q. Li, H. Wang, M. Deng // *International Journal of Environmental Research and Public Health*. – 2020. – V. 17 (1). – DOI : 10.3390/ijerph17010049.
13. Jena, P. R. Impact of COVID-19 on GDP of major economies : Application of the artificial neural network forecaster / P. R. Jena, R. Majhi, R. Kalli, S. Managi, B. Majhi // *Economic Analysis and Policy*. – 2021. – V. 69. – P. 324–339.
14. Kordanuli, B. Appraisal of artificial neural network for forecasting of economic parameters / B. Kordanuli, L. Barjaktarović, L. Jeremić, M. Alizamir // *Physica A : Statistical Mechanics and Its Applications*. – 2017. – V. 465. – P. 515–519.
15. Longo, L. A neural network ensemble approach for GDP forecasting / L. Longo, M. Riccaboni, A. Rungi // *SSRN Electronic Journal*. – 2021. – DOI : 10.2139/ssrn.3894861.