

УДК 338.242

О. С. Голубова, Т. Т. Н. Нгуен

Белорусский национальный технический университет

ЗАРУБЕЖНЫЙ ОПЫТ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СТОИМОСТИ СТРОИТЕЛЬСТВА

Прогнозирование стоимости строительства имеет большое значение для определения потребности в инвестициях, оценки экономической эффективности их использования. Точность прогнозирования стоимости строительства обеспечивает стабильность планирования затрат, надежность исполнения договоров подряда, рациональность использования финансовых ресурсов страны. Поэтому разработка и применение новых инновационных для Республики Беларусь методов прогнозирования стоимости строительства на основе искусственной нейронной сети является актуальным и важным направлением исследования.

В статье на основании проработки научных источников сформулированы основные преимущества искусственных нейронных сетей, заключающиеся в их информативности, устойчивости к шумам во входных параметрах, адаптированности к изменениям окружающей среды, надежности и обучаемости. Преимущества искусственных нейронных сетей создали основу для их применения при прогнозировании оценочной стоимости объектов недвижимости и стоимости строительства.

Обзор работ зарубежных авторов подтверждает, что для построения нейросетевых моделей прогнозирования стоимости строительства достаточной является выборка, содержащая до 100 объектов. Погрешность прогнозирования стоимости строительства с использованием искусственных нейронных сетей составляет меньше 20%. Такая точность оценки стоимости строительства на ранних стадиях проработки проекта является допустимой. В целях прогнозирования стоимости строительства, обеспечивающего точность и оперативность оценки, существует потребность в разработке искусственных нейросетевых моделей, адаптированных для условий хозяйствования Республики Беларусь.

Ключевые слова: прогнозирование стоимости строительства, искусственная нейронная сеть, использование искусственной нейронной сети для прогнозирования стоимости.

Для цитирования: Голубова О. С., Нгуен Т. Т. Н. Зарубежный опыт использования искусственной нейронной сети для прогнозирования стоимости строительства // Труды БГТУ. Сер. 5, Экономика и управление. 2023. № 1 (268). С. 22–30. DOI: 10.52065/2520-6877-2023-268-1-3.

V. S. Holubava, T. T. N. Nhuen

Belarusian National Technical University

FOREIGN EXPERIENCE IN USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK FOR CONSTRUCTION COST PREDICTION

Cost construction forecasting is of great importance for the determining investments needs and assessing the economic efficiency of their use. The accuracy of cost forecasting ensures the stability of cost planning, the reliability of the execution of work contracts, and the rational use of the country's financial resources. Therefore, in the Republic of Belarus the development and use of new innovative methods for predicting the cost of construction based on artificial neural networks are a relevant and important area of research.

Based on the study of scientific sources the main advantages of artificial neural networks such as information content, resistance to noise in the input parameters, adaptability to environmental changes, reliability and learnability are presented in the paper. The advantages of artificial neural networks have created the basis for their application in predicting the estimated value of real estate and construction costs.

A review of the works of foreign authors confirms that a sample containing up to 100 objects is sufficient to build neural network models for predicting the cost of construction. The error in the cost construction prediction using artificial neural networks is less than 20%. Such accuracy in estimating the cost construction in the early stages of project development is acceptable. In order to predict the cost construction ensuring the accuracy and efficiency of the assessment there is a need to develop artificial neural network models adapted to the economic conditions of the Republic of Belarus.

Keywords: building cost forecasting, artificial neural network, artificial neural network for cost forecasting.

For citation: Holubava V. S., Nhuen T. T. N. Foreign experience in using artificial neural network for construction cost prediction. *Proceedings of BSTU, issue 5, Economics and Management*, 2023, no. 1 (268), pp. 22–30. DOI: 10.52065/2520-6877-2023-268-1-3 (In Russian).

Введение. В настоящее время согласно Директиве* Президента Республики Беларусь № 8 от 4 марта 2019 г. одним из приоритетных направлений в строительной отрасли Республики Беларусь определено повышение эффективности использования инвестиций в реальном секторе национальной экономики. Для реализации этого направления участникам строительной деятельности нужны эффективные методы прогнозирования стоимости строительства, которые обеспечивают высокую точность планирования затрат даже на ранних стадиях проработки проектов. Прогнозирование стоимости строительства является сложной инженерно-экономической задачей, поскольку стоимость состоит из множества переменных, на которые оказывают влияние факторы внешней среды. Для решения этой задачи требуется совершенствование методов прогнозирования стоимости строительства.

Основная часть. На сегодняшний день существует ряд математических, статистических, регрессионных моделей [1], предназначенных для оценки стоимости строительства, учитывающих их объемно-планировочные и конструктивные характеристики, но, как правило, не принимающих во внимание динамично изменяющуюся макроэкономическую ситуацию в стране и в мире. Недостатком таких статических моделей является их быстрое устаревание, необходимость постоянной актуализации и непригодность для среднесрочного прогнозирования. Также традиционные методы имеют невысокую точность прогнозирования стоимости строительства из-за большого количества значимых переменных [2].

Для решения задач прогнозирования стоимости строительства в последнее время все чаще стали использоваться искусственные нейронные сети (ИНС). ИНС являются современным инструментом решения различных задач: прогностических и инженерных, которые не могут быть решены традиционными методами моделирования и статистики. Применение ИНС позволяет решить некоторые проблемы экономико-статистического моделирования, повысить адекватность математических моделей. Постоянно совершенствуемые инструменты и методы ИНС позволяют решать теоретические и практические задачи прогнозирования стоимости строительства.

Искусственная нейронная сеть — это математическая модель, которая представляет собой

объединение искусственных нейронов, связанных друг с другом в цепочку. Каждое звено является самостоятельным элементом, который распознает определенный показатель. Для прогнозирования стоимости строительства такими показателями, как правило, выступают: общая площадь здания, этажность, строительный объем и другие, характеризующие объект строительства в целом. В совокупности сеть видит стоимость строительства в общем и не требует глубокой детализации ресурсов, работ и затрат, которые необходимы для прогнозирования стоимости строительства при составлении сметной документации в настоящее время.

Основные преимущества ИНС заключаются в следующем:

1) информационность. Искусственная нейросеть имеет способность собирать, запоминать, анализировать и обрабатывать большое количество данных и выявлять в наблюдаемых данных скрытые закономерности, перерабатывать данные в полезную для пользователя информацию;

2) устойчивость к шумам во входных параметрах. ИНС может самостоятельно определять неинформативные для анализа параметры, находить решение даже в случае неполной, искаженной и зашумленной информации, производить их отсев, в связи с чем пропадает необходимость дополнительного анализа информационного вклада каждого вида входных данных;

3) адаптированность к изменениям окружающей среды. Нейронные сети могут быть переучены в изменяющихся условиях окружающей среды, описываемых незначительными колебаниями параметров внешних факторов, т. е. можно производить переобучение нейронных сетей на основе незначительных колебаний параметров среды. Если задача решается в условиях нестационарной среды (где статистика изменяется с течением времени), то могут быть созданы ИНС, переучивающиеся в реальном времени. Чем выше адаптивные способности системы, тем более устойчивой будет ее работа в нестационарной среде;

4) надежность. Потенциальная отказоустойчивость нейронных сетей обоснована незначительным снижением их производительности при неблагоприятных условиях. Эта особенность объясняется распределенным характером хранения информации в нейронной сети, благодаря чему можно утверждать, что только серьезные повреждения структуры нейронной сети существенно повлияют на ее работоспособность;

* Директива Президента Республики Беларусь № 8 от 4 марта 2019 г. «О приоритетных направлениях развития строительной отрасли».

5) обучаемость. Обученная нейронная сеть служит аналитическим инструментом для получения достоверных результатов любых входных данных, которые не были включены в процесс обучения сети [3].

Преимущества ИНС создали основу для применения в зарубежных странах искусственных нейронных сетей для прогнозирования оценочной стоимости объектов недвижимости и стоимости строительства.

В 1990-х гг. в зарубежной литературе появились сообщения об успешных попытках создания систем массовой оценки объектов недвижимости на основе нового математического аппарата – нейронных сетей. Самое раннее применение нейронных сетей в строительной отрасли можно отметить еще в 1989 г. в работах Х. Адели и Т. А. Йе по инженерному проектированию и машинному обучению.

В 1991 г. авторы D. P. Тау и D. К. Но опубликовали работу об определении рыночной цены объектов недвижимости Тайваня с применением многослойного персептрона, обученного методом обратного распространения ошибки. Это была альтернатива используемому в то время методу многомерной регрессии.

Одной из первых работ в направлении оценки недвижимости можно назвать работу А. Evans, Н. James и А. Collins (1991 г.). Авторы применили нейронные сети для оценки жилой недвижимости в Англии и Уэльсе. В результате они пришли к выводу о том, что «нейросетевая модель наилучшим образом подходит для оценки недвижимости» [4].

В России первая нейросетевая система массовой оценки объектов недвижимости была создана Л. Н. Ясницким, а ее описание изложено в коллективной монографии, изданной в 2008 г. Многослойный персептрон, сгенерированный с помощью нейропакета Statistica Automated Neural Networks, позволил создать систему, обеспечивающую оценку квартир г. Перми с максимальной относительной ошибкой 16,4% [2]. Такая оценка обладает достаточно высокой точностью.

Большой интерес представляет опыт зарубежных специалистов, использовавших нейросетевые модели для прогнозирования стоимости строительства.

В своем исследовании Т. М. Elhag, А. Н. Bous-sabaine (1998 г.) разработали две нейронные сети с использованием данных 30 строительных проектов (данные были предоставлены информационной службой стоимости строительства (BCIS)) для прогнозирования тендерной цены зданий начальной и средней школы. Входными данными являлись тринадцать стоимостных факторов. Обе модели ИНС были разработаны с использованием алгоритма обратного распространения ошибки. Результаты исследования

показали, что модели нейронной сети эффективно проходили обучение и имели точность предсказания от 91,1 до 99,9%. Однако на этапе проверки точности прогноза средний процент точности моделей составил 79,3 и 82,2% соответственно [5].

В работе авторов Н. M.Günaydin, S. Z. Doğan (2004 г.) была предложена нейросетевая модель для оценки стоимости строительства 4–8-этажных жилых домов. Для моделирования ИНС применялась архитектура ИНС с прямой связью и метод обучения с обратным распространением. Для работы с ИНС использовалось программное обеспечение NeuroSolutions. Разработанная модель ИНС опиралась на восемь входных переменных, доступных на раннем этапе проектирования (общая площадь здания, отношение площади типового этажа к общей площади здания, этажность, консольное направление здания, тип фундамента, здание, тип этажа здания и местоположение). Для обучения использована информация 30 строительных проектов. Производительность предлагаемой ИНС измерялась с помощью процентной ошибки стоимости (CPE) и среднеквадратичной ошибки (MSE). Разработанная модель ИНС показала средний результат оценки стоимости 93% и MSE 0,038 во время проверки модели. Наилучшие результаты дает модель NN с 8-4-1, где 8, 4 и 1 – входные нейроны, скрытые нейроны и выходные нейроны соответственно [6].

Г. Н. Kim, J. E. Yoon, S. H. An, H. N. Cho, K. I. Kang сравнивали эффективность трех моделей (множественная регрессия, ИНС и экспертные оценки) для прогнозирования стоимости строительства. Разработанные модели были основаны на следующих входных данных: год постройки, общая площадь здания, количество этажей, объем здания, продолжительность строительства, тип крыш, тип фундамента, наличие подвала и класс отделки. Модель была создана с помощью программного обеспечения NN NeuroShell2. В ходе исследования было предложено 75 моделей ИНС с различными параметрами: количество нейронов в скрытом слое, скорость обучения и импульс. В результате исследования, основанного на 530 исторических проектах, было выявлено, что модель ИНС оказалась наиболее точной. Производительность модели измерялась средней абсолютной частотой ошибок (MAER). Системная архитектура наиболее эффективной модели ИНС была следующей: 12-9 (или 25)-1 (0,6-0,6), где 12, 9, 25, 1, 0,6 и 0,6 – входные нейроны, скрытые нейроны, выходные нейроны, обучающие нейроны скорости и импульса соответственно. Модель ИНС с архитектурой 12-25-1 обеспечила самый низкий MAER 2,97, в то время как модель NN с архитектурой 12-9-1 обеспечила

MAER 5,61. В среднем 75 моделей NN дали MAER 5,65, при этом 8% оценок находятся в пределах 2,5% фактической частоты ошибок, а 90% – в пределах 10% [7].

Н. С. Tsai, E. Sudjono, M. Y. Cheng (2010 г.) предложили подход, основанный на использовании эволюционно-нечеткой гибридной нейронной сети (EFHNN) для повышения точности концептуальной оценки стоимости строительства. Предложенный подход объединяет ИНС и ИНС высокого порядка (HONN) в гибридную ИНС (HNN). Для их исследования использовались данные 28 строительных проектов за период с 1997 по 2001 гг. Разработанная модель EFHNN достигла средней общей погрешности оценки 10,356%, что считается очень точным значением, поскольку общая точность оценки в диапазоне 25% является приемлемой и считается авторами точной [8].

Авторы T. V. Luu, V. K. Phan (2010 г., Вьетнам) разработали модель прогнозирования стоимости строительства многоквартирных домов. Модель состояла из входного слоя с 6 узлами и выходного слоя с одним узлом и была создана с помощью программного обеспечения Matlab. Входные данные: высота этажа, общая площадь пола, класс сложности объекта, средняя цена бензина, средняя цена арматуры ($d \geq 10$ мм), средняя цена цемента, год начала постройки – подтвердили надежность использования ИНС для оценки стоимости строительства [9].

В своей работе М. Arafa, М. Alqedra (2011 г.) представили эффективную модель на основе ИНС для прогнозирования затрат на ранних стадиях строительства. Для разработки модели ИНС был применен Matlab. В своем исследовании они прибегли к данным 71 строительных проектов (35 объектов использовались для обучения модели ИНС, остальные 36 были поровну разделены между наборами данных проверки и тестирования). Для входного слоя ИНС были выбраны семь параметров: площадь первого этажа, типичная площадь этажа, этажность, количество колонн, тип фундамента, количество лифтов и количество комнат. Обученная нейронная сеть (7-7-7 является оптимальной архитектурой) успешно прогнозировала стоимость зданий на ранних этапах, используя только базовую и фундаментальную информацию. Точность расчета между фактическими и прогнозируемыми значениями затрат составила 90%. Результаты исследования также показали, что площадь первого этажа, количество этажей и количество лифтов в здании являются наиболее значимыми переменными, влияющими на оценку затрат на ранней стадии реализации проекта [10].

I. ElSawy, N. Hosny и M. A. Razek (2011 г., Египет) разработали параметрическую модель

прогнозирования затрат для накладных расходов на основе ИНС. Для создания ИНС использовались данные тестирования 52 строительных проектов, построенных в Египте в течение семилетнего периода с 2002 по 2009 гг. В ходе 58 экспериментов была разработана адекватная модель ИНС с архитектурой 10-13-1 (десять нейронов (узлов), один скрытого слоя, имеющего тринадцать скрытых узлов с функцией переноса сигмоида, и одного выходного слоя). Метод среднеквадратичной ошибки (RMSE) использовался для оценки производительности модели ИНС. При тестировании модели ИНС на пяти новых проектах показатель RMSE составил 0,276479. Результаты исследования указывают на уровень точности 80%. В ходе тестирования модели ИНС неправильно предсказала накладные расходы сайта только для одного проекта в выборке проверочных данных [11].

В работе G. Feng, L. Li (Китай) описан метод прогнозирования стоимости строительства, основанный генетическим алгоритмом и ИНС с обратным распространением ошибки (GA-BP). Модель GA-BP показала меньшую ошибку прогноза и итерации. Ошибка расчета составляет 0,0263 [12].

Авторы K. Bala, S. A. Bustani, W. B. Shehu в своем исследовании использовали 60 завершённых строительством проектов для обучения и разработки модели ИНС. Для моделирования был использован алгоритм обратного распространения с применением правила обучения дельте градиентного спуска с коэффициентом обучения 0,4. Входной слой модели состоял из девяти переменных. Наилучшая архитектура сети 9-7-5-1. Показатели модели по сравнению с валидационной выборкой продемонстрировали, что модель имеет среднюю абсолютную процентную погрешность 5,4% и среднюю погрешность прогнозирования –2,5% по сравнению с выборкой. Модель ИНС была признана авторами эффективной для прогнозирования стоимости строительства [13].

C. L. C. Roxas, J. M. C. Ongpeng (Филиппины) разработали модель ИНС (Matlab) для прогнозирования общих структурных затрат строительных проектов. Входные данные (количество подвалов, площадь пола, количество этажей, объем бетона, площадь опалубки и вес арматурной стали) брались по 30 строительным проектам. Результатом исследования является модель ИНС, которая прогнозировала общие структурные затраты на строительные проекты. После нескольких тестирований было обнаружено, что ИНС с архитектурой 6-7-1 является лучшей прогностической моделью ИНС с MSE, равной $2,98 \cdot 10^{-15}$ [14].

В исследованиях N. I. El-Sawalhi, O. Shehatto (Корея) был рассмотрен метод прогнозирования стоимости строительства, основанный на ИНС

(многослойном персептроне). Одиннадцать значимых параметров для входных данных были отобраны из 169 строительных проектов. Модель ИНС преуспела в оценке стоимости строительных проектов без необходимости более подробных чертежей. Средняя процентная погрешность тестируемого набора данных для адаптированной модели была в значительной степени приемлемой (менее 6%). Анализ чувствительности показал, что площадь типичного пола и количество этажей являются наиболее влияющими параметрами стоимости здания [15].

S. K. Magdum, A. C. Adamuthe (2017 г.) разработали несколько моделей ИНС и многослойного персептрона (MLP) с различной архитектурой для прогнозирования стоимости строительства. Для моделирования в качестве входных данных для ИНС использовались шесть переменных (6-86а). 4 модели ИНС и 12 моделей MLP сравнивались путем оценки RMSE. Было обнаружено, что модель ИНС с лучшим результатом имеет архитектуру 6-8-1 со среднеквадратичным значением ошибки, равным 41,69. Общие итоги показали, что модели MLP и ИНС дали лучшие результаты, чем методы регрессии [16].

V. B. Chandanshive, A. R. Kambekar (2019 г., Индия) разработали многослойную модель ИНС (MATLAB R2015) с применением алгоритма

обратного распространения для прогнозирования стоимости строительства здания. Самые основные проектные параметры структурной стоимости 78 строительных проектов были определены для входных данных. Результаты исследования показывают, что подход регуляризации работает лучше, чем подход раннего прекращения. Сетевая архитектура ИНС 11-3-1 с функцией обучения байесовской регуляризации (trainbr) дают наилучший результат по сравнению с другими подходами. Полученный результат также продемонстрировал более высокий коэффициент регрессии, более низкие среднеквадратичную ошибку, среднеквадратичную ошибку (MSE) и суммарную квадратичную ошибку (SSE) [17].

В исследовании S. Yun был предложен метод прогнозирования стоимости строительства многовыходной ИНС с функцией масштабирования и регуляризации. Этот метод может предсказывать различные элементы стоимости строительства одновременно, позволяя прогнозировать стоимость строительства для различных целей. Частота ошибок прогнозирования стоимости строительства составляет 17,67% [18].

Основные результаты использования искусственных нейросетевых моделей для прогнозирования стоимости строительства приведены в таблице.

Сводная информация результатов использования методов ИНС для прогнозирования стоимости строительства

Номер п/п	Авторы	Год	Исходные данные	Количество объектов	Точность оценки
1	S. Yun (Корея)	2022	Общая площадь Площадь застройки Общая высота Этажность Площадь цокольного этажа Общая площадь участка Площадь благоустройства и озеленения Высота этажа Площадь парковки Год постройки	908	Погрешность прогноза 17,67%
2	S. Sitthikankun D. Rinchumphu C. Buachart E. Pacharawongsakd (Таиланд)	2021	Общая площадь Общий периметр Средняя высота этажей Высота здания Этажность Площадь кровли Общая площадь санузлов Площадь первого этажа Площадь перекрытия Тип крыши	50	RMSE $\pm$ 0,331 Точность прогноза 91,4%
3	V. B. Chandanshive A. R. Kambekar (Индия)	2019	Площадь первого этажа Площадь этажа Этажность Структурная парковочная зона Площадь стенок лифта Площадь наружных стен Площадь штукатурки фасадов	78	SSE = 0,3742 RMSE = 0,0825

Продолжение таблицы

Номер п/п	Авторы	Год	Исходные данные	Количество объектов	Точность оценки
3	V. B. Chandanshive A. R. Kambekar (Индия)	2019	Площадь полов Объем колонн Типы фундамента Количество домовладельцев	78	SSE = 0,3742 RMSE = 0,0825
4	S. K. Magdum A. C. Adamuthe	2017	Средняя цена цемента Средняя цена песка Средняя цена стали Средняя цена заполнителя Средний разряд каменщика Средний разряд рабочих	—	RMSE = 41,69
5	N. I. El-Sawalhi O. Shehatto (Корея)	2014	Общая площадь здания Этажность Функциональное назначение здания Тип фундамента Виды плит перекрытия Количество лифтов Тип внешней отделки Наличие кондиционера и подвесного потолка Виды облицовочного материала Виды электромонтажных работ Виды механизированных работ	169	Точность прогноза 94%
6	C. L. C. Roxas J. M. C. Ongpeng (Филиппины)	2014	Количество этажей Площадь подвальных помещений Площадь этажа Объем бетона Объем опалубочных работ Масса арматурной стали	30	MSE = $2,98 \cdot 10^{-15}$
7	K. Bala S. A. Bustani W. B. Shehu (Нигерия)	2014	Высота здания Компактность Сроки строительства Площадь внешней стены Общая площадь пола Этажность Доля проемов на внешней стене (%) Фактор местоположения Индекс времени (%)	260	Погрешность прогноза 2,5%
8	G. Feng L. Li (Китай)	2013	Тип фундамента Тип здания Количество этажей Количество дверей и окон Количество комнат и площадь стен	20	Точность прогноза 87,3%
9	H. ElSawy H. Hosny M. A. Razek (Египет)	2011	Категория строительной фирмы Объем здания Продолжительность строительства Тип здания Расположение проекта Заказчик Тип контракта Специальные требования к подготовке площадки Дополнительные затраты труда	52	RMSE = 0,276479. Точность прогноза 80%
10	M. Arafa M. Alqedra (Палестина)	2011	Площадь первого этажа Площадь этажа Количество этажей Количество столбов Тип фундамента Количество лифтов Количество комнат	71	Точность прогноза 90%

Окончание таблицы

Номер п/п	Авторы	Год	Исходные данные	Количество объектов	Точность оценки
11	T. V. Luu V. K. Phan (Вьетнам)	2020	Год строительства Класс сложности объекта Высота этажа Общая площадь Средняя цена бетона Средняя цена арматуры	14	MSE = 1,86552
12	H. C. Tsai E. Sudjono M. Y. Cheng (Китай)	2010	Подземные этажи Общая площадь этажа Этажи надземные Площадь площадки Количество домохозяйств Грунты и основания Сейсмическая зона Оформление интерьера Электромонтажные работы	28	Среднеквадратическая ошибка 10,356%
13	G. H. Kim J. E. Yoon S. H. An H. H. Cho K. I. Kang (Китай)	2004	Год Общая площадь пола Количество этажей Объем здания Продолжительность (месяцы) Типы крыш Фундамент Использование подвала Отделочные виды	530	MAER = 2,97; 5,61 Average MAER = 5,65 Точность прогноза 90%
14	H. MGünaydın S. Z. Doğan	2004	Общая площадь здания Этажность Конструктивная схема здания Тип этажа здания Местоположение	30	MSE = 0,038 Точность прогноза 90%

Заключение. Обзор работ зарубежных авторов подтверждает, что доступность данных большинства исследований при прогнозировании стоимости строительства была ограниченной. Доступность данных рассмотренных исследований колеблется от 14 до 908 проектов. Наибольшее количество исследователей использовали для построения модели прогнозирования стоимости строительства до 100 объектов. Это значит, что для разработки модели прогнозирования стоимости строительства достаточно обработать данные относительно небольшого числа объектов строительства.

Для работы ИНС использовались программные пакеты: Excel, Matlab, NeuroSolutions, Statistica Automated Neural Networks и другие, которые широко используются в практической деятельности.

Несмотря на то, что в большинстве исследований использовались небольшие выборки данных во время обучения, тестирования и проверки ИНС, результаты этих исследований показали высокую производительность моделей.

Погрешность всех моделей была меньше 20%. Согласно принятому при управлении проектами диапазону точности оценок стоимости в зависимости от этапа развития проекта [19], результаты использования ИНС для прогнозирования стоимости строительства можно отнести к точной оценке.

В настоящее время в Республике Беларусь не разработаны и не применяются методы прогнозирования стоимости строительства на основе ИНС, а существующие зарубежные методы не адаптированы для применения, так как не учитывают национальной специфики ценообразования и особенностей проектирования объектов строительства. В целях прогнозирования стоимости строительства, обеспечивающего повышение эффективности использования инвестиций в реальном секторе национальной экономики, существует потребность в разработке искусственных нейросетевых моделей прогнозирования стоимости строительства, адаптированных для условий хозяйствования Республики Беларусь.

Список литературы

1. Бурова И. В. Использование регрессионного анализа в оценке стоимости объектов регионального рынка недвижимости // Региональные проблемы преобразования экономики. 2020. № 2 (112). С. 39–45.
2. Ясницкий В. Л. Нейросетевое моделирование в задаче массовой оценки жилой недвижимости города Перми // Фундаментальные исследования. 2015. № 3–10. С. 650–653.

3. Боровиков В. П. Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks: методология и технология современного анализа данных / под ред. В. П. Боровикова. 2-е изд., перераб. и доп. М.: Горячая линия – Телеком, 2008. 392 с.
4. Нгуен Т. Т. Н. Нейронные сети – новый инструмент экономического анализа строительных предприятий республики Беларусь // Экономика, организация строительства и управление недвижимостью: сб. материалов науч.-техн. конф. профессорско-преподавательского состава БНТУ в рамках 19-й Международ. науч.-техн. конф. «Наука – образованию, производству, экономике» и 74-й науч.-техн. конф. ППС БНТУ, 13 мая 2021 г. / редкол.: О. С. Голубова [и др.]; сост. Н. А. Пашкевич. Минск: БНТУ, 2021. С. 63.
5. Elhag T. M., Boussabaine A. H. An artificial neural system for cost estimation of construction projects. URL: https://www.arcom.ac.uk/-docs/proceedings/ar1998-219-226_Elhag_and_Boussabaine.pdf (date of access: 13.02.2023).
6. Günaydin H. M., Doğan S. Z. A neural network approach for early cost estimation of structural systems of buildings // International Journal of Project Management. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2004.04.002> (date of access: 13.02.2023).
7. Neural network model incorporating a genetic algorithm in estimating construction cost / G. H. Kim [et al.] // Building and Environment. 2004. Vol. 39, No. 11. P. 1333–1340.
8. Cheng M. Y., Tsai H. C., Sudjono E. Conceptual cost estimates using evolutionary fuzzy hybrid neural network for projects in construction industry // Expert Systems with Applications. 2010. Vol. 37. P. 4224–4231.
9. Luu T. V., Phan V. K. Using Matlab to train ANNs in the problem of apartment construction costs // Tap chi khoa hoc Science magazine. URL: <https://journalofscience.ou.edu.vn/index.php/tech-vi/article/view/1278> (date of access: 13.02.2023).
10. Arafa M., Alqedra M. Early stage cost estimation of buildings construction projects using artificial neural networks // Journal of Artificial intelligence. 2011. Vol. 4, No. 1. P. 63–75. DOI: 10.3923/jai.2011.63.75.
11. ElSawy H., Hosny H., Razek M. A. Neural network model for construction projects site overhead cost estimating in Egypt // International Journal of Computer Science Issues. 2011. Vol. 8, Issue 3. P. 273–283.
12. Feng G., Li L. Application of genetic algorithm and neural network in construction cost estimate // International Conference on Computer and Information Application. URL: <https://www.atlantispress.com/article/4202.pdf> (date of access: 13.02.2023).
13. Bala K., Bustani S. A., Shehu W. B. Artificial neural networks in construction engineering and management // International Journal of Architecture, Engineering and Construction. 2017. Vol. 6, No. 1. P. 50–60.
14. Roxas C. L. C., Ongpen J. M. C. An artificial neural network approach to structural cost estimation of building projects in the Philippines // DLSU Research Congress. Manila, 2014. URL: <https://www.dlsu.edu.ph/wp-content/uploads/dlsu-research-congress-proceedings/2014/SEE-I-005-FT.pdf> (date of access: 13.02.2023).
15. El-Sawalhi N. I., Shehatto O. Neural network model for building construction projects. Cost estimating // Journal of Construction Engineering and Project Management. URL: <https://doi.org/10.6106/JCEPM.2014.4.4.009> (date of accessed: 13.02.2023).
16. Magdum S. K., Adamuthe A. C. Construction cost estimation using neural networks // International Journal (ICTACT). Journal on Soft Computing. URL: https://ictactjournals.in/paper/IJSC_Vol_8_Iss_1_Paper_4_1549_1556.pdf (date of access: 13.02.2023).
17. Chandanshive V. B., Kambekar A. R. Estimation of building construction cost using artificial neural networks // Journal of Soft Computing in Civil Engineering. URL: http://www.jsoftcivil.com/article_89032_9a2e28148ec5b773f259194d5709c658.pdf (date of access: 13.02.2023).
18. Yun S. Performance analysis of construction cost prediction using neural network for multioutput regression // MDPI. URL: <https://doi.org/10.3390/app121995920> (date of access: 13.02.2023).
19. Полковников А. В., Дубовик М. Ф. Управление проектами. Полный курс МВА. М.: Олимп-Бизнес, 2013. 538 с.

References

1. Burova I. V. Use of regression analysis in evaluation of the cost of object of the real estate market. *Regional'nyye problemy preobrazovaniya ekonomiki* [Regional Problems of Economic Transformation], 2020, no. 2 (112), pp. 39–45 (In Russian).
2. Yasnitsky V. L. Neural network modeling in the problem of mass assessment of residential real estate in the city of Perm. *Fundamental'nyye issledovaniya* [Fundamental Research], 2015, no. 3–10, pp. 650–653 (In Russian).
3. Borovikov V. P. *Neyronnye seti. STATISTICA Neural Networks: metodologiya i tekhnologiya sovremennogo analiza dannykh* [Neural networks. STATISTICA Neural Networks: Methodology and technologies of modern data analysis]. Moscow, Hotline – Telecom Publ., 2008. 392 p. (In Russian).
4. Nhuen T. T. N. Neural networks – a new tool for economic analysis of construction enterprises of the Republic of Belarus. *Neyronnye seti – novyy instrument ekonomicheskogo analiza stroitel'nykh predpriyatiy*

respubliki Belarus' [Economics, organization of construction and real estate management: a collection of materials of the scientific and technical conference]. Minsk, BNTU Publ., 2021. P. 63. (In Russian).

5. Elhag T. M., Boussabaine A. H. An artificial neural system for cost estimation of construction projects. Available at: https://www.arcom.ac.uk/-docs/proceedings/ar1998-219-226_Elhag_and_Boussabaine.pdf (accessed 13.02.2023).

6. Günaydin H. M., Doğan S. Z. A neural network approach for early cost estimation of structural systems of buildings. *International Journal of Project Management*. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2004.04.002> (accessed 13.02.2023).

7. Kim G. H., Yoon J. E., An S. H., Cho H. H., Kang K. I. Neural network model incorporating a genetic algorithm in estimating construction cost. *Building and Environment*, 2004, vol. 39, no. 11, pp. 1333–1340.

8. Cheng M. Y., Tsai H. C., Sudjono E. Conceptual cost estimates using evolutionary fuzzy hybrid neural network for projects in construction industry. *Expert Systems with Applications*, 2010, vol. 37, pp. 4224–4231.

9. Luu T. V., Phan V. K. Using Matlab to train ANNs in the problem of apartment construction costs. *Tap chi khoa hoc: Science magazine*. Available at: <https://journalofscience.ou.edu.vn/index.php/tech-vi/article/view/1278> (accessed 13.02.2023). (In Vietnamese).

10. Arafa M., Alqedra M. Early stage cost estimation of buildings construction projects using artificial neural networks. *Journal of Artificial Intelligence*, 2011, vol. 4, no. 1, pp. 63–75. DOI: 10.3923/jai.2011.63.75.

11. ElSawy H., Hosny H., Razeq M. A. Neural network model for construction projects site overhead cost estimating in Egypt. *International Journal of Computer Science Issues*, 2011, vol. 8, issue 3, pp. 273–283.

12. Feng G., Li L. Application of genetic algorithm and neural network in construction cost estimate. *International Conference on Computer and Information Application*. Available at: <https://www.atlantispress.com/article/4202.pdf> (accessed 13.02.2023).

13. Bala K., Bustani S. A., Shehu W. B. Artificial neural networks in construction engineering and management. *International Journal of Architecture, Engineering and Construction*, 2017, vol. 6, no. 1, pp. 50–60.

14. Roxas C. L. C., Ongpen J. M. C. An artificial neural network approach to structural cost estimation of building projects in the Philippines. *DLSU Research Congress*, Manila, 2014. Available at: <https://www.dlsu.edu.ph/wp-content/uploads/dlsu-research-congress-proceedings/2014/SEE-I-005-FT.pdf> (accessed 13.02.2023)

15. El-Sawalhi N. I., Shehatto O. Neural network model for building construction projects. Cost estimating. *Journal of Construction Engineering and Project Management*. Available at: <https://doi.org/10.6106/JCEPM.2014.4.4.009>. (accessed 13.02.2023).

16. Magdum S. K., Adamuthe A. C. Construction cost estimation using neural networks. *International Journal (ICTACT). Journal on Soft Computing*. Available at: https://ictactjournals.in/paper/IJSC_Vol_8_Iss_1_Paper_4_1549_1556.pdf (accessed 13.02.2023).

17. Chandanshive V. B., Kambekar A. R. Estimation of building construction cost using artificial neural networks. *Journal of Soft Computing in Civil Engineering*. Available at: http://www.jsoftcivil.com/article_89032_9a2e28148ec5b773f259194d5709c658.pdf (accessed 13.02.2023).

18. Yun S. Performance analysis of construction cost prediction using neural network for multioutput regression. *MDPI*. Available at: <https://doi.org/10.3390/app12199592ost> (accessed 13.02.2023).

19. Polkovnikov A. V., Dubovik M. F. *Upravlenie proektami. Polnyy kurs MBA* [Project management. Complete MBA course]. Moscow, Olimp-Business Publ., 2013. 538 p. (In Russian)

Информация об авторах

Голубова Ольга Сергеевна – кандидат экономических наук, доцент кафедры экономики, организации строительства и управления недвижимостью. Белорусский национальный технический университет (220013, г. Минск, пр. Независимости, 65, Республика Беларусь). E-mail: v.holubava@gmail.com

Нгуен Тхи Тху Нган – аспирант кафедры экономики, организации строительства и управления недвижимостью. Белорусский национальный технический университет (220013, г. Минск, пр. Независимости, 65, Республика Беларусь). E-mail: nguyennatalia13@gmail.com

Information about the authors

Holubava Volha Sergeevna – PhD (Economics), Assistant Professor, the Department of Economics, Construction Organization and Real Estate Management. Belarusian National Technical University (65, Nezavisimosti Ave., 220013, Minsk, Republic of Belarus). E-mail: v.holubava@gmail.com

Nhuen Tkhi Tkhu Nhan – PhD student, the Department of Economics, Construction Organization and Real Estate Management. Belarusian National Technical University (65, Nezavisimosti Ave., 220013, Minsk, Republic of Belarus). E-mail: nguyennatalia13@gmail.com

Поступила 14.02.2023