

Вывод: при рассмотрении составляющих показателей фондоотдачи мы видим, насколько обширна его внутренняя область, сколько включает в себя. Каждый коэффициент оказывает свое влияние на показатель, соответственно накопленное воздействие переносится на сам показатель. Это даёт нам более полное представление, что необходимо для эффективного и прогрессирующего производства.

ЛИТЕРАТУРА

1. Бужимская, Е.А. Факторный анализ эффективности использования основных средств предприятий: Научная статья / Е.А. Бужимская, А.В. Оверчук – М.: БИЗНЕСИНФОРМ, 2017. – 90-95 с.
2. Замятина Л.В. Исследование влияния квалиметрических характеристик токарных станков с ЧПУ/ Л.В. Замятина. Свердловск, 1991. – 119 с.
3. Шарина В.А., Поморцева Т.Ю. Комплексный анализ эффективности и уровня использования станков с ЧПУ / В.А. Шарина, Т.Ю. Поморцева, – Свердловск: УГТУ-УПИ, 1985. – 92 с.
4. Фурсова М.Н. Комплексный анализ хозяйственной деятельности / М.Н. Фурсова, – Владивосток: Издательство ВГУЭС, 2005. – 257 с.
5. Шеремет А.Д., Суздальцева Л.П. Факторный анализ фондоотдачи на машиностроительных предприятиях / А.Д. Шеремет, Л.П. Суздальцева, – М: Машиностроение, 1987. – 104 с.

УДК 33.051

А.С. Соболевский, ст. преп. (БГТУ, г. Минск)

ИНСТРУМЕНТАРИЙ АНАЛИЗА И КРАТКОСРОЧНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РЯДОВ ДИНАМИКИ ПРОИЗВОДСТВА СТРОИТЕЛЬНЫХ МАТЕРИАЛОВ

Прогнозирование является важным моментом при принятии решений в управлении, так как возможность исполнения любого плана зависит от последовательности событий, возникающих уже после его составления. Возможность предсказать аспекты этих событий перед принятием плана действий позволяет сделать наилучший выбор, который, в противном случае, мог бы быть не оптимальным.

Для принятия правильных решений на основании прогнозирования важна точность последнего, а также его соответствие рассматриваемому объекту. При разработке прогноза функционирования промышленности строительных материалов следует учесть её характерные

черты: ярко выраженную сезонность производства, что снижает репрезентативность среднегодовых показателей. Востребованными представляются методы прогнозирования с шагом менее года, например, помесечным [1]. Классические методики анализа динамики построены на применении сезонной декомпозиции. Однако существует критика такого подхода на том основании, что сезонные колебания могут воздействовать на другие элементы динамического ряда [2].

В промышленности строительных материалов сезонные колебания производственного цикла неотделимы от ее производственно-хозяйственной деятельности. В таких условиях производственная динамика каждого года является базой для производственной динамики последующего года. Следовательно, для прогнозирования сезонного цикла предлагается не использовать методики, основанные на сезонной декомпозиции, т. к. в них сезонные колебания рассматриваются как вторичные по отношению к динамике хозяйственной деятельности прогнозируемого объекта и оторванными от его общей производственной тенденции. Предпочтительным представляется использование методики, в которой не производится декомпозиция динамики производства строительных материалов на тренд и сезонность [1].

Прогнозировать значения динамического ряда показателя, характеризующего производство строительных материалов, автор предложил в работе [3]. В ней предложено рассчитывать индексы производства строительных материалов, строительства, а также выпуска продукции отдельными предприятиями, производящими стройматериалы с одновременным учётом тренда и сезонного цикла.

В развитие работы [3] предлагается рассмотреть возможность использования современного инструментария анализа и прогнозирования данных, применить его к краткосрочному прогнозированию рядов динамики производства строительных материалов и оценить точность полученного прогноза методом ретроспективного прогнозирования.

В качестве современного инструментария предлагается использовать нейросеть. Современные исследователи признают, что нейросети могут быть использованы и используются для прогнозирования динамических рядов.

Вместе с тем, в применении нейросетей для решения указанных задач существуют сложности и ограничения, а классические инструменты анализа сезонности отработаны [4, 5, 6]. Однако следует заметить, что классические инструменты широко используют сезонную композицию, от применения которой в работе рекомендуется уйти. В любом случае, результат применения нейросети для прогнозирования динамического ряда следует оценить с точки зрения точности полученного прогноза.

Для проведения прогнозирования предлагается однослойная нейросеть, в которой содержится 36 входов и 12 нейронов, без скрытых слоёв. Нейросеть решает следующую задачу: величины 12 месячных индексов производства строительных материалов рассматриваемого года зависят от величин 36 месячных индексов 3 предыдущих лет в соответствии с соотношением (1):

$$(u_{t+1}, u_{t+2}, \dots, u_{t+12}) = F(u_0, u_{t-1}, \dots, u_{t-35}), \quad (1)$$

где u – индекс производства строительных материалов; t – номер месяца.

Программная реализация нейросети разработана на языке Python 3.8.9. В качестве начальных значений синаптических весов принимаются случайные величины, корректировка выполняется методом обратного распространения ошибки.

В качестве функции нормализации выбрана сигмоида. Обучение нейросети проведено на 2 наборах данных. Каждый из наборов данных содержал месячные индексы производства строительных материалов: по 36 факторных значений за 3 года и по 12 контрольных значений за 1 год, на который проводится прогнозирование.

За 100000 циклов нейросеть была обучена, полученные значения синаптических весов использованы для прогнозирования по новым данным, не входящим в обучающие наборы. Графики прогнозного индекса производства строительных материалов (ИПСМ прогноз) и фактического (ИПСМ факт) представлены в одной системе координат на рис. 1.

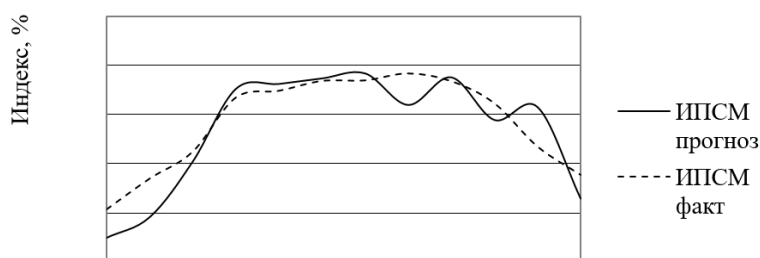


Рисунок 1 – Ретроспективное прогнозирование индекса производства строительных материалов.

Примечание: собственная разработка

По результатам ретроспективного прогнозирования, среднее относительное отклонение прогнозных данных от фактических по 12 месяцам составило 5,843 % при среднем квадратичном отклонении 4,873 %. Линии графиков прогнозного и фактического индекса производства строительных материалов расположены близко друг к другу. Полученная точность оценивается как высокая.

Заключение. По результатам работы предлагается использовать однослойную нейросеть для решения задачи прогнозирования производства строительных материалов без применения сезонной декомпозиции. Полученные по результатам ретроспективного прогнозирования данные близки к фактическим, среднее отклонение между ними менее 6%. Следует учесть, что получен подробный прогноз, содержащий 12 месячных значений прогнозируемых показателей.

Всё вышесказанное позволяет рекомендовать предложенный инструмент для использования на уровнях на уровне Министерства архитектуры и строительства, и предприятий, производящих стройматериалы. Вместе с тем, для дальнейшего повышения точности прогноза рекомендуется развивать инструментарий. Направлением развития в настоящее время представляется использование многослойных нейросетей, определение достаточного количества скрытых слоёв нейронов и определение параметров зависимости между сложностью нейросети и точностью получаемого прогноза.

ЛИТЕРАТУРА

1. Соболевский, А. С. Прогнозирование функционирования промышленности строительных материалов Республики Беларусь с учетом изменения влияния внешних факторов / А. С. Соболевский // Труды Белор. гос. технол. ун-та. – 2007. – Вып. XV. – С. 276–279.
2. Keenan, S. C. Seasonal Shifts and Aggregate Output Fluctuations : diss. ... Doctor of Philosophy Department of Economics / S. C. Keenan. – New York, 1997. – 146 p.
3. Соболевский, А. С. Информационная система краткосрочного планирования производственной деятельности промышленности строительных материалов / А. С. Соболевский // Интеграция и развитие научно-технического и образовательного сотрудничества – взгляд в будущее : сборник статей II Междунар. научно-техн. конф. «Минские научные чтения – 2019», Минск, 11–12 декабря 2019 г. : в 3 т. – Минск, 2020. – Т. 3. – С. 167–171.
4. Hewamalage, H. Recurrent neural networks for time series forecasting: Current status and future directions / H. Hewamalage, C. Bergmeir, K. Bandara // International Journal of Forecasting. – 2021. – Vol. 37, №. 1. – P. 388–427.
5. Torres, J. F. et al. Deep learning for time series forecasting: a survey / J. F. Torres // Big Data. – 2021. – Vol.. 9, №. 1. – P. 3-21.
6. Lim, B. Time-series forecasting with deep learning: a survey [Electronic resource] / B. Lim, S. Zohren // Philosophical Transactions of the Royal Society A. – Mode of access: <https://royalsocietypublishing.org/doi/pdf/10.1098/rsta.2020.0209>. – Date of access: 21.12.2023.