

Панфилов Илья Александрович

канд. техн. наук, доцент

Сметанин Аленид Эдуардович

студент

ФГБОУ ВО «Сибирский государственный университет
науки и технологий им. академика М.Ф. Решетнева»

г. Красноярск, Красноярский край

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ ДЛЯ КАДРОВОГО РЫНКА

Аннотация: в статье рассматривается задача краткосрочного и среднесрочного прогнозирования кадровой потребности работодателей на основе анализа временного ряда с использованием математического аппарата нейросетей. Актуальность исследования обусловлена необходимостью повышения точности планирования региональных рынков труда, оптимизации государственных программ подготовки специалистов и снижения структурной безработицы в условиях цифровой трансформации экономики.

Ключевые слова: статистический анализ, нейронные сети, многослойный персептрон, управление, статистика.

На сегодняшний день реальные экономические процессы характеризуются высокой степенью зашумленности, сложными нелинейными взаимосвязями между переменными [1].

В статье рассматривается применение технологий обучения для прогнозирования динамических процессов в экономическом секторе. Анализируется переход от традиционных статистических методов к предиктивным моделям на основе искусственных нейронных сетей при работе с экономическими показателями. Особое внимание уделено методологии подготовки данных, выбору архитектур под специфику государственных информационных систем и проблеме интерпретируемости результатов для лиц, принимающих решения.

Традиционное государственное планирование опирается на методы экспертных оценок и классические эконометрические модели, такие как экспоненциальное сглаживание или векторная авторегрессия. Эти подходы эффективно работают на стабильных исторических отрезках, однако демонстрируют низкую точность при столкновении со структурными сдвигами: пандемиями, резкими изменениями геополитической конъюнктуры или технологическими скачками.

Искусственные нейронные сети обладают способностью выявлять сложные нелинейные зависимости в длинных последовательностях данных без необходимости жесткой формализации гипотез о характере их взаимосвязи. Это делает их перспективным инструментом для построения «цифровых двойников» региональных экономик и автоматизации среднесрочного бюджетного планирования.

Государственный сектор генерирует массивы высокочастотных данных, которые по своей природе являются временными рядами. Одними из ключевых объектов моделирования выступают:

- бюджетные потоки: динамика налоговых поступлений в разрезе дней или недель для управления ликвидностью единого казначейского счета и т. д.;
- рынок труда: уровень регистрируемой безработицы миграционные потоки между субъектами федерации и т. д.;
- социальная сфера: сезонная нагрузка на первичное звено здравоохранения, потребление коммунальных ресурсов (электроэнергия, тепло) жилым фондом городов и т. д.;
- транспортная инфраструктура: интенсивность пассажиропотока в метрополитенах и пригородном сообщении, загруженность федеральных трасс и т. д.;
- агропромышленный комплекс: прогнозы урожайности основных культур на основе вегетационных индексов спутниковых снимков и т. д. [2, р. 64].

Для адаптации этих данных к обучению нейросети применяется многоступенчатая очистка: удаление статистических выбросов, интерполяция пропущенных значений (возникающих из-за задержек в передаче ведомственной отчетности) и приведение разнородных индикаторов к единому временному шагу [3, р. 24].

Целью данной статьи является анализ применимости современных архитектур нейронных сетей для прогнозирования статистических данных и разработка адаптированного методологического подхода, учитывающего требования регуляторов к достоверности моделей.

Кадровая потребность работодателей – это необходимое число работников конкретных профессий и квалификаций, требующееся компании для выполнения её задач, выпуска продукции или оказания услуг. И так как рассматриваемый показатель напрямую связан с экономической ситуацией в стране, то его прогнозирование является актуальным.

Процесс внедрения нейросетевого прогноза в контур госуправления включает следующие этапы:

- преобразование признаков, а именно создание лаговых переменных и скользящих средних;
- обучение. Использование алгоритмов оптимизации для минимизации ошибки предсказания. Критически важным этапом является разделение выборки на обучающую и тестовую части таким образом, чтобы тестовый набор относился к более позднему периоду времени, имитируя реальный прогностический сценарий;
- завершение обучения позволяет оптимизировать синоптические взвешенные соединения, а также установить надежные связи между входами и выходами [4, p. 56].

При помощи программного пакета «STATISTICA» и модуля в нем «нейросеть» построена модель прогноза индекса промышленного производства.

Визуализация данных подготовлена с использованием JS-библиотек.



Рис. 1. Прогнозируемая кадровая потребность

В рамках рассматриваемой работы была создана модель прогноза по направлению «Кадровая потребность работодателей». Ошибка аппроксимации составила минимальное значение, следовательно полученная модель подходит для решения задач прогнозирования временных рядов.

Список литературы

1. Статистика Красноярского края. – URL: <http://krasstat.gks.ru> (дата обращения: 20.08.2026).
2. Афанасьев В.Н. Анализ временных рядов и прогнозирование: учебник / В.Н. Афанасьев, М.М. Юзбашев. – М.: Финансы и статистика, 2001. – С. 64. EDN GDHZGX
3. Кремер Н.Ш. Эконометрика: учебник для вузов / Н.Ш. Кремер, Б.А. Прутко. – М.: Юнити-Дана, 2005. – С. 24.
4. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин; пер. с англ. – 2-е изд. – М.: Вильямс, 2006. – С. 56.