

Павлова Ирина Ивановна

канд. пед. наук, доцент, доцент

Полковников Даниил Андреевич

студент

ФГБОУ ВО «Чувашский государственный

университет им. И.Н. Ульянова»

г. Чебоксары, Чувашская Республика

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕЙ ДЛЯ АНАЛИЗА И ПРЕДСКАЗАНИЯ ТОЧЕЧНЫХ ЭКОНОМИЧЕСКИХ ИЗМЕНЕНИЙ

***Аннотация:** современные нейросетевые модели используются для прогнозирования микроэкономических изменений, анализируя пространственно-временной рост на основе спутниковых данных. Методы глубокого обучения выявляют закономерности, недоступные эконометрике. На примере исследования NBER (2021) показана эффективность спутниковых данных в оценке локальных изменений доходов и населения. Обсуждаются перспективы применения моделей в прогнозировании региональных экономических шоков и поддержке экономической политики.*

***Ключевые слова:** нейросети, микроэкономический рост, прогнозирование, спутниковые данные, глубокое обучение.*

За последние годы значительно возросло внимание ученых и практиков к возможностям применения технологий искусственного интеллекта для анализа социально-экономических явлений. Классические инструменты эконометрии и статистики, успешно зарекомендовавшие себя на макроуровне, сталкиваются с серьезными трудностями при обработке данных высокой степени детализации и нестабильных временных рядов, характерных для анализа ситуаций на местном уровне (районы, поселки, улицы).

Развитие методов глубокого обучения открыло принципиально новые горизонты в области анализа сложных социально-экономических процессов. Благодаря доступности спутниковых изображений высокого разрешения появилась

уникальная возможность отслеживать динамику экономического развития территорий на микроуровне. Эти снимки обладают рядом преимуществ перед традиционными источниками данных: они обновляются регулярно, имеют широкий географический охват и не зависят от местных институциональных особенностей сбора статистики [7].

Эффективность предложенного подхода нашла подтверждение в исследованиях Национального бюро экономических исследований (NBER, 2021 г.). Исследователи продемонстрировали, что комбинирование спутниковых данных с глубокими нейронными сетями позволяет точно оценивать доходы населения и демографические показатели на уровне конкретных населенных пунктов, прогнозировать будущие изменения и реагировать на происходящие процессы своевременно и эффективно. Подобные технологии открывают широкие перспективы для повышения точности и оперативности региональной экономики и планирования.

Основная цель представленной работы состоит в изучении потенциала нейросетевых моделей для решения задач оценки и прогнозирования точечных экономических изменений на микроуровне. Основное внимание уделено интеграции высококачественных спутниковых данных и алгоритмов глубокого обучения, что позволит усовершенствовать существующие методы анализа и предложить инновационный инструмент для оперативной диагностики состояния регионов и принятия обоснованных управленческих решений [6].

Методология настоящего исследования базируется на применении методов машинного обучения и компьютерного зрения, особенно сверточных нейронных сетей (CNN). Архитектуры типа ResNet и U-Net доказали свою эффективность в извлечении сложной пространственной информации из изображений, позволяющей определить плотность застройки, структуру транспортной инфраструктуры, размещение зеленых зон и особенности землепользования.

Процесс обучения моделей включает сопоставление спутниковых снимков с соответствующими экономическими показателями. Основные целевые переменные:

- среднедушевой доход жителей территории;
- численность и плотность населения;
- уровень урбанизации и динамика изменений земельных ресурсов.

Для формирования репрезентативной выборки привлекается официальная государственная статистика, региональная отчетность и сторонние демографические исследования.

Предварительный этап обработки данных включает очистку и нормализацию исходных массивов, что способствует снижению риска возникновения систематических погрешностей [4].

Особое внимание уделяется предварительной подготовке самих изображений: исключению влияния облаков, учету сезонных колебаний климата и устранению случайных помех. Регулярное обновление данных спутниковых наблюдений (частота обновления достигает нескольких суток) создает основу для анализа краткосрочных тенденций и построения высокоточных прогнозных моделей.

Предложенный подход даёт возможность выявления латентных связей между пространственными особенностями местности и социальными, экономическими процессами, протекающими на конкретной территории. Модели демонстрируют высокую устойчивость к дефициту традиционной статистической отчетности, обеспечивая надежность результатов прогнозирования даже при наличии значительных пропусков в официальных источниках [8].

Применение нейросетевых подходов в сфере прогнозирования микроэкономических изменений позволило выявить ряд важных преимуществ: Пространственная детализация: Анализ ежедневных спутниковых изображений позволяет отслеживать события на уровне микрорайонов и улиц, обеспечивая возможность точной оценки среднедушевого дохода, распределения населения и скорости урбанизационных процессов. Ранее подобная степень детализации оставалась практически недостижимой традиционными инструментами анализа. Устойчивость к отсутствию полных данных: алгоритмы машинного обучения компенси-

руют нехватку официальной статистики путем извлечения признаков непосредственно из изображений поверхности земли. Это повышает качество прогнозов даже при частичном отсутствии регулярных социодемографических обследований. Оперативность наблюдения: Высокочастотные обновления спутниковых данных обеспечивают мониторинг социальных и экономических перемен практически в реальном времени, сокращая временной лаг между изменением ситуации и доступностью соответствующих аналитических выводов. Преимущество над ночным освещением: Исследование NBER (2021) показало, что модели, построенные на спутниковых изображениях дневного освещения, достигли значительно более высоких значений коэффициентов детерминации по сравнению с моделями, использовавшими исключительно показатель интенсивности ночной подсветки. Точность прогнозов составила около 0,85–0,91 для текущих состояний и 0,32–0,46 для долгосрочного периода десяти лет [1–3].

Таким образом, нейросетевой анализ спутниковых снимков открывает уникальные перспективы для углубленного исследования микроэкономических процессов, предлагая небывалую ранее степень точности и детализированности прогнозов.

Тем не менее, несмотря на впечатляющие успехи, использование глубоких нейросетей сталкивается с определёнными трудностями. Во-первых, глубокая структура моделей затрудняет понимание внутренних механизмов выявления связей и факторов, определяющих прогнозируемые значения. Прогностическое качество результатов высоко, но интерпретировать полученные зависимости сложно, что создаёт барьеры для уверенного принятия управленческих решений.

Вторая сложность связана с качеством исходных данных. Спутниковые снимки подвержены внешним факторам вроде облаков, атмосферных явлений и временных погрешностей. Из-за этого необходима сложная предварительная обработка данных, снижающая надёжность метода в разных природных зонах [5].

Наконец, крайне важен социальный и экономический контекст конкретной территории. Несмотря на высокие характеристики прогностических моделей, их

прямое применение без учёта местных особенностей чревато ошибочными выводами. Важно сочетать машинные прогнозы с экспертными оценками, разрабатывая подходы, адаптированные к конкретному региону.

Итак, нейросети представляют собой мощный инструмент анализа, но требуют осторожного обращения и интеграции в общую аналитическую стратегию.

Применение нейросетевых моделей выходит далеко за пределы чисто технического аспекта. Они демонстрируют отличные результаты в условиях развитых экономик, таких как США, но для успешного переноса в другие регионы нужны серьёзные доработки архитектуры и методик обучения. Задача состоит в создании моделей, чувствительных к особенностям национальной экономики и культуры.

Особенное внимание привлекает направление объединения спутниковых данных с альтернативными источниками информации: мобильными данными, транзакциями, соцсетями и полевыми наблюдениями. Подобное совмещение создаст многоуровневую картину микроэкономических процессов, обогащённую социологическими и поведенческими параметрами.

Параллельно стремительно развивается инфраструктура облачных сервисов и платформ обработки больших массивов данных. Новые технологические решения позволяют создавать эффективные системы постоянного мониторинга социально-экономического состояния территорий, способные мгновенно реагировать на любые отклонения и давать точные рекомендации органам власти.

Исследования подтвердили способность нейросетевого анализа существенно повышать точность региональных экономических оценок. Опыт проекта NBER (2021 г.) демонстрирует, что подобные методики способны эффективно оценивать доходность и демографические процессы, давая верные сигналы для государственных решений.

По мере дальнейшего роста качества спутникового покрытия и улучшения нейросетевых алгоритмов мы можем ожидать появления мощных инструментов

мониторинга, встроенных непосредственно в повседневную работу муниципальных властей. Эти системы снизят риски экономического хаоса, повысят скорость реакции на кризисы и обеспечат качественный рост экономики на местах.

Список литературы

1. Беркович О.Е. О проблемах организации профилактики пищевой зависимости как формы девиации / О.Е. Беркович, Е.Б. Матрешина, И.И. Павлова // Юридическая психология. – 2025. – №1. – С. 33–37. DOI 10.18572/2071-1204-2025-1-33-37. EDN YGFRQI
2. Ляшенко В.И. Цифровая экономика и региональное развитие: новые инструменты анализа / В.И. Ляшенко, С.В. Кузнецов // Экономика и управление. – 2022. – Т. 28. №6. – С. 35–42.
3. Морозов И.В. Методы машинного обучения в прогнозировании социально-экономического развития территорий / И.В. Морозов // Вестник Санкт-Петербургского университета. Экономика. – 2023. – Т. 39. №3. – С. 25–41.
4. Синицын В.А. Большие данные и региональная экономика: возможности и вызовы / В.А. Синицын, Е.В. Фролова // Региональная экономика и управление. – 2022. – Т. 20. №4. – С. 57–66.
5. Экономика здравоохранения / И.И. Павлова, С.В. Леженина, Г.Ф. Губанова [и др.]. – Чебоксары, 2020. – EDN RGBBDD
6. Henderson J.V., Storeygard A., Weil D.N. Measuring economic growth from outer space. *American Economic Review*. 2012. Vol. 102 (2). Pp. 994–1028. DOI 10.1257/aer.102.2.994. EDN PHINNX
7. Yeh C., Perez A., Driscoll A., Azzari G., Tang Z., Lobell D., Ermon S., Burke M. Using publicly available satellite imagery and deep learning to understand economic well-being in Africa. *Nature Communications*. 2020. Vol. 11. P. 2583.
8. NBER Working Paper No. 29569. Using Neural Networks to Predict Micro-Spatial Economic Growth / E. Derenoncourt, M. Kim, M. Kuhn, N. Morales. National Bureau of Economic Research, 2021. 54 p.