

DOI 10.58351/2949-2041.2025.20.3.011

УДК 330.4

**Антипов Сергей Константинович**, Старший преподаватель,  
Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, Санкт-Петербург  
Antipov Sergey Konstantinovich, Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University

**РЕКУРРЕНТНЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ  
КАК ИНСТРУМЕНТ АНАЛИЗА УСТОЙЧИВОСТИ РЕГИОНОВ:  
УЧЁТ КАСКАДНЫХ ЭФФЕКТОВ И НЕЛИНЕЙНЫХ ВЗАИМОДЕЙСТВИЙ  
RECURRENT NEURAL NETWORKS AS A TOOL  
FOR ANALYZING REGIONAL RESILIENCE: ACCOUNTING  
FOR CASCADING EFFECTS AND NONLINEAR INTERACTIONS**

**Аннотация:** В статье рекуррентные нейронные сети (RNN) предложены для анализа устойчивости регионов с учётом каскадных эффектов и нелинейных взаимодействий между экономическими, экологическими, социальными и технологическими сферами. Описана эффективность RNN в обработке многомерных временных рядов, выявлении запаздывающих связей и адаптации к нелинейным зависимостям. Отмечены ограничения, включая сложность долгосрочного прогнозирования и игнорирование пространственных взаимодействий.

**Abstract:** In the article, recurrent neural networks (NN) are proposed for analyzing the sustainability of regions, taking into account cascading effects and nonlinear interactions between economic, environmental, social and technological spheres. The effectiveness of RNN in processing multidimensional time series, identifying delayed relationships and adapting to nonlinear dependencies is described. Limitations are noted, including the complexity of long-term forecasting and ignoring spatial interactions.

**Ключевые слова:** рекуррентные нейронные сети, устойчивость регионов, каскадные эффекты, нелинейные взаимодействия, многомерные временные ряды.

**Keywords:** recurrent neural networks, stability of regions, cascade effects, nonlinear interactions, multidimensional time series.

### **Введение**

Устойчивое развитие регионов, подразумевающее гармоничное взаимодействие экономической, экологической, социальной и технологической сфер, остаётся одной из ключевых глобальных задач современности. Анализ таких систем требует учёта сложных временных зависимостей, нелинейных взаимодействий и каскадных эффектов, которые возникают при переходе от локальных изменений к региональным трансформациям. Например, введение экологических ограничений может повлиять на экономический рост, уровень занятости и темпы технологических инноваций, формируя цепочки взаимосвязанных процессов. Однако традиционные методы моделирования, такие как линейная регрессия, авторегрессионные интегрированные скользящие средние (ARIMA) или одномерные статистические подходы, демонстрируют ограниченную эффективность в таких условиях. Их ключевой недостаток – изоляция отдельных сфер и игнорирование многомерных временных паттернов, что снижает точность прогнозов и аналитическую ценность результатов [1, 2].

Рекуррентные нейронные сети (RNN), включая долгую краткосрочную память (LSTM) и гейт-рекуррентные единицы (GRU), предлагают альтернативу для обработки последовательных данных, где временные зависимости играют критическую роль. Эти архитектуры способны захватывать долгосрочные тренды, адаптироваться к нелинейным связям и интегрировать разнородные показатели (например, ВВП, выбросы CO<sub>2</sub>, уровень образования) в едином каркасе [3]. Несмотря на их потенциал, применение RNN в контексте устойчивого развития регионов остаётся недостаточно изученным. Большинство работ фокусируются на отдельных сферах (например, прогнозировании экономических показателей) или игнорируют межсферные взаимодействия, такие как влияние технологической модернизации на социальную стабильность [4, 5].



Цель настоящего исследования – систематизировать подходы к адаптации RNN для моделирования устойчивого развития регионов с учётом четырёх взаимосвязанных сфер. В рамках этого анализа решаются следующие задачи:

1. Определить методологические основы интеграции многомерных временных рядов в RNN-архитектуры.
2. Оценить возможности RNN в моделировании каскадных эффектов и нелинейных зависимостей.
3. Сравнить преимущества и ограничения RNN с традиционными методами и альтернативными подходами, такими как графовые нейронные сети (GNN).
4. Выявить перспективы развития метода для повышения его эффективности в условиях реальных социально-экономических систем.

Актуальность работы обусловлена растущей потребностью в инструментах, способных учитывать динамическую природу устойчивого развития. Глобальные вызовы, такие как климатические изменения, социальное неравенство и технологические разрывы, требуют моделей, которые не только прогнозируют отдельные показатели, но и раскрывают механизмы их взаимосвязи. RNN, обладая гибкостью в обработке временных данных, могут стать основой для таких моделей, однако их применение требует тщательной адаптации к специфике региональных систем. В статье акцентируется внимание на ключевых аспектах этой адаптации, включая обработку многомерных входов, учёт лаговых эффектов и интерпретацию результатов.

Структура работы отражает логику исследования: после введения рассматриваются принципы адаптации RNN, анализируются их достоинства и недостатки, а в заключении формулируются рекомендации для дальнейших исследований. Работа вносит вклад в развитие методологической базы анализа устойчивого развития, предлагая системный взгляд на применение глубокого обучения в этой области.

Принцип адаптации рекуррентных нейронных сетей для моделирования устойчивого развития

Рекуррентные нейронные сети (RNN), такие как LSTM и GRU, обладают врождённой способностью обрабатывать последовательные данные, что делает их перспективным инструментом для анализа временных рядов в контексте устойчивого развития. Однако их применение к моделированию четырёх взаимосвязанных сфер – экономики, экологии, социума и технологий – требует специальной адаптации, учитывающей многогранность и сложность системы. Ключевым вызовом является интеграция разнородных показателей (например, ВВП, выбросы CO<sub>2</sub>, уровень образования, индекс инноваций) в единую архитектуру, способную захватывать как внутрисферные тренды, так и межсферные взаимодействия.

В основе адаптации RNN лежит обработка многомерных временных рядов, где каждая сфера представлена набором признаков. Для сохранения специфики каждой из четырёх сфер входные данные разделяются на каналы, обрабатываемые независимыми рекуррентными слоями. Например, экономические показатели (ВВП, безработица) анализируются в одном блоке, а экологические (качество воздуха, площадь лесов) – в другом. Выходы этих блоков объединяются через полносвязные слои, что позволяет модели учитывать как индивидуальную динамику сфер, так и их совместное влияние на ключевые показатели. Для усиления этой интеграции в архитектуру внедряются механизмы внимания (attention), выделяющие значимые временные периоды и связи. Так, attention-слой может акцентировать веса на этапе, когда инвестиции в зелёные технологии начинают коррелировать с ростом экологической устойчивости региона.

Критически важным аспектом является моделирование каскадных эффектов, возникающих при взаимодействии сфер. Например, экологические ограничения могут снизить промышленную активность в краткосрочной перспективе, но стимулировать технологические инновации в долгосрочной. Для захвата таких лаговых зависимостей используются шарнирные механизмы LSTM/GRU: гейты забывания и обновления регулируют



поток информации, сохраняя в памяти сети события, оказывающие отложенный эффект. Глубокие RNN с несколькими рекуррентными слоями способны выявлять сложные паттерны, такие как влияние уровня образования на производительность труда с десятилетним лагом.

Система устойчивого развития характеризуется нелинейными обратными связями, которые традиционные методы (например, линейная регрессия) не могут адекватно описать. RNN решают эту проблему за счёт нелинейных активационных функций (ReLU, tanh) и динамической настройки весов в процессе обучения. Например, модель автоматически определяет, при каком пороге роста населения (социальная сфера) возникают экологические риски, и корректирует прогноз экономических показателей соответствующим образом.

Для повышения точности в архитектуру интегрируются внешние факторы, такие как макроэкономические индикаторы (курсы валют, цены на сырьё) или экзогенные события (климатические аномалии). Эти данные добавляются в виде дополнительных входных каналов или эмбеддингов, обрабатываемых совместно с основными временными рядами.

Несмотря на сложность RNN, их интерпретация остаётся ключевым требованием для применения в социально-экономических системах. Для этого используются attention-карты, визуализирующие значимые временные периоды и сферы, а также SHAP-анализ, оценивающий вклад отдельных показателей в итоговый прогноз. Например, можно выявить, что уровень технологических инноваций вносит наибольший вклад в рост ВВП региона на горизонте пяти лет.

Таким образом, адаптация RNN к моделированию устойчивого развития включает комплексное преобразование архитектуры: от обработки многомерных временных рядов до интеграции механизмов внимания и учёта внешних факторов. Эти модификации позволяют преодолеть ограничения традиционных методов, но требуют тщательной настройки гиперпараметров и глубокого понимания специфики региональных данных.

Достоинства и недостатки применения рекуррентных нейронных сетей в моделировании устойчивого развития

Рекуррентные нейронные сети (RNN) демонстрируют ряд существенных преимуществ в контексте анализа устойчивого развития, однако их применение сопряжено с рядом ограничений, которые необходимо учитывать для корректной интерпретации результатов.

Ключевые достоинства RNN проявляются в их способности обрабатывать сложные временные зависимости. Архитектуры типа LSTM и GRU эффективно захватывают долгосрочные тренды и краткосрочные колебания, что критически важно для прогнозирования показателей вроде динамики ВВП или уровня выбросов CO<sub>2</sub>. Например, модель может идентифицировать сезонные паттерны в промышленной активности или долгосрочное влияние образовательных программ на технологические инновации. Дополнительным преимуществом является гибкость в интеграции разнородных данных: RNN способны обрабатывать как количественные показатели (например, объёмы инвестиций), так и категориальные факторы (типы экологических политик), объединяя их в едином прогнозном каркасе. Механизмы внимания (attention) и SHAP-анализ повышают интерпретируемость моделей, выявляя ключевые временные периоды и факторы, такие как влияние миграционных потоков на социальную сферу.

Однако недостатки RNN ограничивают их применимость в задачах устойчивого развития. Во-первых, модели слабо справляются с экстремально длинными последовательностями из-за затухающих или взрывающихся градиентов, что снижает точность прогнозов на горизонтах свыше 10–15 лет. Например, долгосрочное влияние климатических изменений на экономику часто остаётся за пределами их аналитических возможностей. Во-вторых, RNN игнорируют пространственные взаимодействия между регионами, такие как торговые связи или миграция, что критично для систем, где устойчивость одного региона зависит от соседних территорий. В-третьих, обучение глубоких RNN на многомерных данных требует значительных вычислительных ресурсов, что затрудняет их применение в регионах с ограниченной инфраструктурой.



Сравнение с альтернативными методами подчёркивает как сильные, так и слабые стороны RNN. Например, в отличие от графовых нейронных сетей (GNN), которые явно моделируют межрегиональные связи, RNN фокусируются на временных паттернах, что делает их менее эффективными для анализа пространственных каскадных эффектов. Однако в задачах, где доминируют временные зависимости (например, краткосрочный прогноз социальных показателей), RNN превосходят GNN по точности и скорости обучения.

Таким образом, RNN представляют собой мощный, но не универсальный инструмент для моделирования устойчивого развития. Их применение оправдано в сценариях с доминированием временных взаимодействий, тогда как для анализа пространственно-временных систем требуются гибридные подходы, сочетающие RNN с GNN или трансформерами. Успех внедрения таких моделей зависит от баланса между их аналитической мощностью и практическими ограничениями, что определяет векторы для дальнейших исследований.

### **Заключение**

Рекуррентные нейронные сети (RNN) демонстрируют значительный потенциал для моделирования устойчивого развития регионов, предлагая инструменты для анализа сложных временных взаимодействий между экономическими, экологическими, социальными и технологическими сферами. Их способность обрабатывать многомерные временные ряды, учитывать каскадные эффекты и адаптироваться к нелинейным зависимостям делает их более эффективными по сравнению с традиционными методами, такими как линейная регрессия или ARIMA. Например, RNN успешно прогнозируют краткосрочные тренды в динамике ВВП или выбросов CO<sub>2</sub>, выявляя скрытые паттерны, которые остаются незамеченными для классических моделей.

Однако применение RNN сталкивается с рядом ограничений, ключевым из которых является сложность учёта пространственных взаимодействий между регионами. В отличие от графовых нейронных сетей (GNN), которые явно моделируют географические и межрегиональные связи, RNN фокусируются на временных зависимостях, что снижает их точность в сценариях, где устойчивость одного региона напрямую зависит от соседних территорий. Дополнительными вызовами являются высокая вычислительная стоимость обучения глубоких архитектур и ограниченная способность к долгосрочному прогнозированию из-за затухания градиентов.

Перспективы развития метода связаны с гибридизацией RNN с другими архитектурами. Например, интеграция с GNN позволит совместить анализ временных и пространственных данных, улучшив моделирование межрегиональных каскадных эффектов. Дополнительные усовершенствования могут быть достигнуты за счёт внедрения трансформеров, которые усиливают обработку длинных последовательностей, или методов снижения размерности (например, вариационных автокодировщиков) для повышения эффективности обучения.

RNN не являются универсальным решением, но их адаптация к специфике устойчивого развития открывает новые возможности для анализа социально-экономических систем. Успех их применения зависит от баланса между аналитической мощностью, интерпретируемостью и учётом реальных ограничений, таких как доступность данных и вычислительных ресурсов. Дальнейшие исследования должны быть направлены на создание гибридных моделей, сочетающих достоинства RNN с другими подходами, а также на разработку методологий для валидации и внедрения таких систем в практику регионального управления.

### **Список литературы:**

1. Антипов, С.К. Моделирование устойчивого развития Арктических регионов Российской Федерации (на примере Мурманской области) / С. К. Антипов // *π-Economy*. – 2022. – Т. 15, № 6. – С. 146-159. – DOI 10.18721/IE.15610.



2. Антипов, С.К. Разработка модели арктического пространства с использованием нейросетевого подхода / С. К. Антипов // Арктические горизонты 21 века. – Санкт-Петербург: Издательско-полиграфическая ассоциация высших учебных заведений, 2018. – С. 164-172.

3. Лосев В.С., Толкачева Е.В. ПРОГНОЗНЫЕ МОДЕЛИ СОЦИАЛЬНО-ЭКОНОМИЧЕСКИХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ РЕГИОНОВ НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ // Вестник ТОГУ. 2021. №3.

4. Деменко А. Е., Исламутдинов В.Ф. Предпосылки формирования в Российской Федерации социально-экономического прогнозирования на основе аппарата искусственных нейронных сетей // УЭКС. 2013. №11.

5. Китова О.В., Дьяконова Л.П., Китов В.А., Савинова В.М. Применение нейронных сетей для прогнозирования социально-экономических временных рядов, Российский экономический вестник Том 3, №5, 2020.

