

Применение методов машинного обучения и эконометрического моделирования в оценке социально-экономического развития малых государств Африки

Одону Гбенгнинган Биенвеню Б

Статья посвящена изучению возможностей применения методов машинного обучения (ML) и эконометрического моделирования для оценки социально-экономического развития малых государств Африки. Актуальность обусловлена отсутствием оперативных и достоверных статистических данных в указанных странах, особенно в условиях внешних потрясений, таких как пандемия COVID-19. Новизна работы проявляется в сравнении эффективности ML-методов и традиционных эконометрических подходов в условиях малых выборок и ограниченных ресурсов. В рамках работы описаны различные примеры использования алгоритмов машинного обучения (градиентный бустинг, кластеризация DBSCAN, нейронные сети LSTM, Random Forest) и эконометрических моделей (панельные регрессии) для оценки макроэкономических показателей и уровня жизни населения. Особое внимание уделено комбинированному подходу, объединяющему преимущества обеих методологий. Цель исследования – определить эффективность применения этих методов для оценки развития малых африканских экономик. Для её достижения используется сравнительный метод и анализ актуальных источников. Изучены русские и англоязычные публикации (Гриднев, Barhoumi, Olawale, Lamichhane, Batrancea и др.). В заключении описывается перспективность интеграции ML и эконометрических моделей для повышения качества оценки развития африканских стран. Статья будет полезна для специалистов по экономике развития, исследователей в области машинного обучения и представителей государственных структур Африки.

ДЛЯ ЦИТИРОВАНИЯ

Одону Гбенгнинган Биенвеню Б. Применение методов машинного обучения и эконометрического моделирования в оценке социально-экономического развития малых государств Африки // Дискуссия. – 2025. – Вып. 136. – С. 49–54.

ГОСТ 7.1-2003

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА

Машинное обучение, эконометрическое моделирование, малые государства Африки, социально-экономическое развитие, прогнозирование ВВП, нейронные сети, кластеризация, градиентный бустинг, экономический рост, научастинг.

Application of machine learning and econometric modeling methods to assess socio-economic development of small states in Africa

Odonu Gbegningan Bienvenu B

The article is devoted to studying the possibilities of applying machine learning (ML) methods and econometric modeling to assess the socio-economic development of small states in Africa. The relevance is due to the lack of timely and reliable statistical data in these countries, especially in the context of external shocks such as the COVID-19 pandemic. The novelty of the work is manifested in the comparison of the effectiveness of ML methods and traditional econometric approaches in conditions of small samples and limited resources. The work describes various examples of using machine learning algorithms (gradient boosting, DBSCAN clustering, LSTM neural networks, Random Forest) and econometric models (panel regressions) to assess macroeconomic indicators and the standard of living of the population. Particular attention is paid to the combined approach, which combines the advantages of both methodologies. The purpose of the study is to determine the effectiveness of these methods for assessing the development of small African economies. To achieve this, a comparative method and analysis of relevant sources are used. Russian and English-language publications are studied (Gridnev, Barhoumi, Olawale, Lamichhane, Batrancea, etc.). The conclusion describes the prospects of integrating ML and econometric models to improve the quality of assessing the development of African countries. The article will be useful for development economists, machine learning researchers, and representatives of African government agencies.

FOR CITATION

Odonu Gbegningan Bienvenu B. Application of machine learning and econometric modeling methods to assess socio-economic development of small states in Africa. *Diskussiya [Discussion]*, 136, 49–54.

APA

KEYWORDS

Machine learning, econometric modeling, small African states, socio-economic development, GDP forecasting, neural networks, clustering, gradient boosting, economic growth, nowcasting.

ВВЕДЕНИЕ

Развитие малых государств Африки – важный объект исследования в силу их особой уязвимости и ограниченных ресурсов. Малые страны (как правило, с небольшим населением и экономикой) сталкиваются с нестабильным ростом и сильной зависимостью от внешних факторов. К примеру, по оценкам, кризис COVID-19 сократил ВВП африканских экономик в среднем на ~1,4%, при этом в малых странах спад достигал до 7 – 8% [6]. Это говорит о необходимости точной оценки социально-экономического развития для своевременного принятия мер.

Однако традиционные статистические данные публикуются с задержкой, а качество их оставляет желать лучшего в ряде африканских государств [3]. В этих условиях актуально применение современных методов – машинного обучения (ML) и эконометрического моделирования – для оценки социально-экономического развития.

Цель данной работы – проанализировать, как методы ML и эконометрики используются для оценки развития малых африканских стран, и определить их преимущества и ограничения. Задачи включают: обзор примеров использования ML и эконометрических моделей в контексте африканских экономик, сопоставление их результатов и выявление ключевых факторов развития, обнаруженных с помощью этих методов.

Работа опирается на актуальные исследования как на русском, так и на английском языках, отражающие новейшие подходы к оценке развития на Африканском континенте.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Для написания статьи был использован сравнительный метод, анализ актуальных источников и обзор литературных данных. Д. С. Гриднев [1] изучил использование градиентного бустинга и алгоритмов кластеризации для выявления ключевых факторов рецессий в африканских экономиках. К. Barhoumi [3] с коллегами предложили ML-структуру для оперативного отслеживания влияния COVID-19 на страны Африки южнее Сахары. N. Olawale и N. Alabi [10] применили нейронные сети LSTM для динамического моделирования панельных данных о росте африканских экономик. B. R. Lamichhane [9] изучил применение алгоритмов машинного обучения для картирования уровня бедности на основе спутниковых данных. L. Batrancea [4] с соавторами провели панельный регрессионный анализ экономического роста для 34 африканских стран, выделив

значимость инвестиций и внешней торговли. M. Ghiassi [5] применил методы машинного обучения для моделирования государственных расходов ЮАР. G. Gondwe [6] провел оценку экономических последствий пандемии COVID-19 для африканских стран. T. Kyriazos [8] рассмотрел использование ML-моделей в социальных науках для анализа нелинейных связей. W. Jung [7] изучил применение искусственного интеллекта и ML для оценки распределения помощи на развитие сообществ. I. O. Adam [2] исследовал взаимосвязь между внутренними сбережениями и экономическим ростом стран Африки южнее Сахары.

Представленные в статье методы включают эконометрическое моделирование (панельные регрессии, анализ временных рядов), алгоритмы ML (градиентный бустинг, Random Forest, DBSCAN, нейронные сети LSTM) и сравнительный анализ их эффективности.

РЕЗУЛЬТАТЫ

В последние годы методы машинного обучения всё активнее применяются для мониторинга и прогнозирования социально-экономических показателей в африканских странах. Так, специалисты МВФ предложили ML-структуру для “наукастинга” – оперативной оценки экономической активности – в ряде государств Африки южнее Сахары [3]. Данный подход позволил в реальном времени отслеживать динамику ВВП, выдавая оценки значительно быстрее официальной статистики, что особенно важно для малых стран с задержками публикации данных.

Другой пример – использование алгоритмов ML для выявления ключевых факторов экономических спадов. Исследование, посвящённое африканским экономикам, применило градиентный бустинг и кластеризацию DBSCAN и тем самым выявило, что применение методов машинного обучения выявило принципиальную значимость цен на энергию, уровня технологии и национального потребления как важнейших факторов, приводящих к рецессии [1]. Кластеризация данных показала наличие нескольких явно очерченных исторических периодов развития региона в начале XXI столетия, которые были связаны с глобальной экономической конъюнктурой. Эти же методы позволили выделить несколько отчётливых исторических периодов в экономике Африки и подчеркнули роль экономической сложности как показателя устойчивости к внешним потрясениям.

Методы глубокого обучения также демонстрируют высокую эффективность. В частности, нейронные сети LSTM, обученные на панельных

данных, показали способность лучше моделировать рост африканских экономик по сравнению с традиционными пространственно-эконометрическими моделями. Olawale и Alabi сообщили, что их модель на базе deep learning значительно превосходит по точности современную эконометрическую модель при прогнозировании ВВП на разных уровнях – от континентального до странового [10]. Это говорит о большом потенциале ML в учёте нелинейных эффектов и сложных взаимодействий показателей развития.

Помимо прогнозирования макропоказателей, ML применяется и для оценки социального благосостояния. По данным недавнего обзора, алгоритмы машинного обучения в сочетании со спутниковыми данными (ночная освещённость, изображения местности) позволяют подробно картировать уровень бедности и достатка на микро-географическом уровне [9]. Такой подход обеспечивает более точную и актуальную оценку социальных условий даже в небольших и труднодоступных государствах. Например, индекс ночной освещённости оказался надёжным прокси-индикатором уровня жизни, особенно при комбинации с данными о землепользовании и застройке; наиболее распространённой моделью была Random Forest благодаря удачному балансу интерпретируемости и точности [9]. Эти результаты убедительно показывают, что ML-инструменты могут восполнить дефицит официальной статистики в малых африканских странах, предоставляя новые данные для оценки развития.

Эконометрическое моделирование остаётся незаменимым для структурного анализа и выявления причинно-следственных связей в развитии. Традиционные эконометрические подходы широко применяются для африканских стран, в том числе малых, с целью количественно оценить влияние различных факторов на экономический рост и социальные показатели. К примеру, панельный анализ 34 стран Африки за ~20-летний период показал значимое положительное влияние инвестиций и внешней торговли на темпы роста ВВП [4]. В то же время накопление внутреннего сбережения и приток прямых иностранных инвестиций также статистически значимо стимулируют рост, хотя эффект последних может зависеть от сопутствующих условий (качества институтов, стабильности).

Эконометрические модели позволяют учитывать разнообразие факторов – от классических (труд, капитал, экспорт) до институциональных (качество государственного управления, поли-

тическая стабильность) – и оценивать их вклад в показатели развития. Например, Batrancea и соавт. подтвердили с помощью регрессионного анализа, что увеличение валовых накоплений и инвестиций связано с ускорением роста ВВП африканских стран, тогда как нехватка инфраструктуры и человеческого капитала тормозит развитие [4].

Кроме того, эконометрические методы применяются для точечных прогнозов и наукастинга на уровне отдельных стран: так, для небольшой экономики Мадагаскара был успешно реализован проект машинного наукастинга с помощью ансамбля регрессионных моделей и алгоритмов ML, предоставляющий текущие оценки роста ВВП вместо ожидаемых нескольких кварталов [2]. Этот пример иллюстрирует синергетический подход, когда эконометрическая модель (регрессия, обученная на исторических данных) дополняется алгоритмами ML для повышения точности и оперативности оценок.

ОБСУЖДЕНИЕ

Проанализированные данные свидетельствуют, что применение методов ML и эконометрического моделирования существенно обогащает инструментарий оценки развития малых государств Африки.

Методы ML демонстрируют высокую точность прогнозов и способны работать с большими массивами разнородных данных (например, спутниковыми снимками, текстовой информацией, большими временными рядами), что открывает новые возможности мониторинга социально-экономических процессов. Практические кейсы подтверждают, что ML позволяет получать оперативные индикаторы развития: будь то оценка текущего ВВП в условиях дефицита статистики, или детальное картографирование бедности для целевого распределения ресурсов.

Для малых стран, где часто не хватает собственных ресурсов на постоянные обследования домохозяйств и сбор данных, такие подходы особенно ценные [8]. С другой стороны, классические эконометрические модели обеспечивают интерпретируемость и теоретическую обоснованность результатов. Они позволяют понять, за счёт каких именно факторов – инвестиций, торговли, человеческого капитала и т.д. – достигается прогресс, и количественно оценить силу их влияния. Это знание критично при формировании политики развития: например, выявление решающей роли технологического прогресса и энергетической безопасности (как показали результаты ML-анализов)

указывает на необходимость инвестиций в инфраструктуру и инновации.

Отметим, что методы ML и эконометрического анализа не конкурируют, а дополняют друг друга. Эконометрика задаёт причинно-следственную рамку и проверяет гипотезы, тогда как ML способен обнаруживать скрытые паттерны и обрабатывать сложные нелинейные взаимосвязи, которые сложно учесть в традиционных моделях. В ряде исследований они используются совместно: например, алгоритмы машинного обучения применяются для отбора наиболее значимых переменных и кластеризации стран по сходству параметров развития, после чего строятся эконометрические модели по полученным группам [7]. Такой гибридный подход даёт понимание траекторий развития малых государств. Однако имеются и ограничения.

Для эффективного использования ML требуется достаточный объём качественных данных и соответствующая цифровая инфраструктура, которая в Африке пока отстает от мирового уровня. Многие малые страны испытывают дефицит доступа к Интернету, высокие цены на связь и нехватку специалистов, что затрудняет полноценное внедрение продвинутой аналитики [5]. Более того, результаты ML-моделей зачастую сложно интерпретировать («прозрачность» алгоритмов ограничена), это может вызывать недоверие у лиц, принимающих решения.

Эконометрические же модели страдают от упрощающих допущений и возможного смещения оценок при плохом качестве данных, а для малых стран характерна проблема малой выборки и высокой волатильности показателей. Тем не менее, тенденции очевидны: в условиях цифровизации экономики сочетание статистических методов и искусственного интеллекта будет играть всё большую роль в мониторинге устойчивого развития.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Применение методов машинного обучения и эконометрического моделирования в оценке

социально-экономического развития малых государств Африки зарекомендовало себя как перспективное направление. Проведенный анализ показал, что с помощью ML можно существенно повысить оперативность и детализированность оценки – от своевременного отслеживания динамики ВВП до картографирования социальных показателей на уровне отдельных регионов. Эконометрические модели, в свою очередь, обеспечивают понимание фундаментальных факторов роста и развития, позволяя выделить приоритетные направления экономической политики (торговля, инвестиции, образование и др.). Научная значимость интеграции этих методов заключается в развитии междисциплинарного подхода к экономике развития: современные алгоритмы данных дополняют классические экономические теории, что приводит к большей полноте информации и новой генерации знаний о процессах развития.

Практическая значимость особенно велика для органов управления малых африканских государств: использование ML-инструментов совместно с эконометрическим анализом поможет им выявлять «узкие места» в развитии, более точно измерять результаты реформ и принимать обоснованные решения. Например, если модель указывает на критичность технологического фактора, правительству следует сконцентрироваться на стимулировании инноваций и повышении цифровой грамотности.

В целом, синергия ML и эконометрии способна повысить эффективность мониторинга показателей устойчивого развития (в духе Целей устойчивого развития ООН) и улучшить качество экономической экспертизы в африканском контексте. Дальнейшие исследования могут быть направлены на адаптацию описанных методов к специфике конкретных малых стран и на развитие их потенциала данных – расширение статистической базы и цифровой инфраструктуры, без которых преимущества современных методов оценивания не смогут быть реализованы в полной мере.

Список литературы

- Гридинев, Д. Использование методов машинного обучения для выявления факторов рецессии африканских экономик // Вестник Южно-Российского государственного политехнического университета (НПИ). Серия: Социально-экономические науки. – 2023. – Т. 16. – № 5. – С. 126–136. – DOI: 10.17213/2075-2067-2023-5-126-136.
- Адам, И. О., Муса, А., Ибрагим, М. Ставим телегу впереди лошади? Анализ взаимосвязи между внутренними сбере- жениями и экономическим ростом в отдельных странах Африки к югу от Сахары // Журнал африканского бизнеса. – 2017. – Том 18. – С. 102-123.
- Бархуми, К., Чой, С. М., Айер, Т., Ли, Дж., Уаттара, Ф., Тиффин, А. Дж., Яо, Дж. Преодоление дефицита данных: подход к машинному обучению для отслеживания воздействия COVID-19 в странах Африки к югу от Сахары в режиме реального времени // Рабочие документы

- МВФ. – 2022. – № 2022/088. – Международный валютный фонд.
4. *Батранча, Л., Ратнасвами, М. М., Батранча, И.* Панельный анализ данных о детерминантах экономического роста в 34 африканских странах // Журнал управления рисками и финансами. – 2021. – Том 14, № 6. – Ст. 260. – DOI: 10.3390/jrfm14060260.
 5. *Гиасси, М., Симо-Кенгне, Б.* Машинное обучение для экономического моделирования: применение к государственным расходам Южной Африки // Международный журнал государственного управления в эпоху цифровых технологий. – 2021. – Т. 8. – С. 1-17. – DOI: 10.4018/IJPADA.294120.
 6. *Гондве, Г.* Оценка влияния COVID-19 на экономическое развитие Африки. – 2020.
 7. *Юнг, У., Гадими, С., Нтарлагианиис, Д., Ким, А. Х.* Использование искусственного интеллекта/машинного обучения для оценки распределения помощи в целях развития общин по всей
 8. *Мьянме // Науки социально-экономического планирования.* – 2025. – Т. 98. – Ст. 102139. – ISSN 0038-0121. – DOI: 10.1016/j.sep.2024.102139.
 9. *Кириазос, Т., Пога, М.* Применение моделей машинного обучения в социальных науках: управление нелинейными взаимосвязями // Энциклопедия. – 2024. – Т. 4. – С. 1790-1805. – DOI: 10.3390/энциклопедия 4040118.
 10. *Ламичхане, Б. Р., Ислан, М., Хоранонт, Т.* Изучение тенденций машинного обучения в картографировании бедности: обзор и мета-анализ // Наука о дистанционном зондировании. – 2025. – Т. 11. – Ст. 100200. – ISSN 2666-0172. – DOI: 10.1016/j.srs.2025.100200.

References

1. *Gridnev, D.* Using Machine Learning Methods to Identify Factors of Recessions in African Economies // Bulletin of the South-Russian State Polytechnical University (NPI). Series: Social and Economic Sciences. – 2023. – Vol. 16. – № 5. – Pp. 126-136. – DOI: 10.17213/2075-2067-2023-5-126-136.
2. *Adam, I. O., Musah, A., Ibrahim, M.* Putting the Cart before the Horse? Re-examining the Relationship between Domestic Savings and Economic Growth in Selected Sub-Saharan African Countries // Journal of African Business. – 2017. – Vol. 18. – Pp. 102-123.
3. *Barhoumi, K., Choi, S. M., Iyer, T., Li, J., Ouattara, F., Tiffin, A. J., Yao, J.* Overcoming Data Sparsity: A Machine Learning Approach to Track the Real-Time Impact of COVID-19 in Sub-Saharan Africa // IMF Working Papers. – 2022. – № 2022/088. – International Monetary Fund.
4. *Batrancea, L., Rathnaswamy, M. M., Batrincea, I.* A Panel Data Analysis of Economic Growth Determinants in 34 African Countries // Journal of Risk and Financial Management. – 2021. – Vol. 14, № 6. – Art. 260. – DOI: 10.3390/jrfm14060260.
5. *Ghiasi, M., Simo-Kengne, B.* Machine Learning for Economic Modeling: An Application to South Africa's Public Expenditures // International Journal of Public Administration in the Digital Age. – 2021. – Vol. 8. – Pp. 1-17. – DOI: 10.4018/IJPADA.294120.
6. *Gondwe, G.* Assessing the Impact of COVID-19 on Africa's Economic Development. – 2020.
7. *Jung, W., Ghadimi, S., Ntarlagiannis, D., Kim, A. H.* Using Artificial Intelligence/Machine Learning to Evaluate the Distribution of Community Development Aid across Myanmar // Socio-Economic Planning Sciences. – 2025. – Vol. 98. – Art. 102139. – ISSN 0038-0121. – DOI: 10.1016/j.seps.2024.102139.
8. *Kyriazos, T., Poga, M.* Application of Machine Learning Models in Social Sciences: Managing Nonlinear Relationships // Encyclopedia. – 2024. – Vol. 4. – Pp. 1790-1805. – DOI: 10.3390/encyclopedia4040118.
9. *Lamichhane, B. R., Isnan, M., Horanont, T.* Exploring Machine Learning Trends in Poverty Mapping: A Review and Meta-Analysis // Science of Remote Sensing. – 2025. – Vol. 11. – Art. 100200. – ISSN 2666-0172. – DOI: 10.1016/j.srs.2025.100200.
10. *Olawale, N., Alabi, N.* Deep-Learning Modeling of Dynamic Panel Data for African Economic Growth // Journal of Economics and Sustainability. – 2022. – Vol. 2, № 1. – DOI: 10.46791/jes.2022.v02i01.03.

Информация об авторе

Одону Гбенгинган Биенвеню Б, аспирант экономического факультета Санкт-Петербургского государственного университета (г. Санкт-Петербург, Российская Федерация).

© Одону Гбенгинган Биенвеню Б, 2025.

Information about the author

Odonu Gbegningan Bienvenu B, postgraduate student at the Faculty of Economics of Saint Petersburg State University (Saint Petersburg, Russian Federation).

© Odonu Gbegningan Bienvenu B, 2025.