

УДК 519.87:004.942:004.85

Унифицированное программное обеспечение для оценивания динамических производственных функций и моделей машинного обучения

Д.И. Хоха¹

Гродненский государственный университет имени Янки Купалы¹

Аннотация: Разработано авторское программное обеспечение для построения и сравнения моделей на базе динамических производственных функций, регрессионных моделей машинного обучения и рекуррентных нейронных сетей. Реализованы производственные функции Кобба–Дугласа, Векслеля и CES с нейтральным научно-техническим прогрессом и распределёнными лагами факторов производства; регрессионные модели машинного обучения: линейная регрессия, Lasso-регрессия, гребневая регрессия, ElasticNet, случайный лес и градиентный бустинг; рекуррентные нейронные сети на основе слоёв RNN, LSTM и GRU. Выполнен вычислительный эксперимент на основе статистических данных стран БРИКС и стран-партнёров за 1990–2024 гг.

Ключевые слова: программный комплекс, производственная функция, временные лаги, технический прогресс, машинное обучение, рекуррентные нейронные сети.

1. Введение и постановка задачи

Агрегированные производственные функции используются для описания зависимости выпуска от затрат капитала, труда и научно-технического прогресса [1]. При межстрановом анализе экономического роста на основе динамических производственных функций данная спецификация является недостаточной: инвестиции, ввод мощностей и изменение занятости воздействуют на выпуск с задержкой. Поэтому в модели спецификаций производственных функций включается лаговая структура факторов производства [2] (капитала и труда). В последнее время получают развитие регрессионные модели машинного обучения и нейронные сети для анализа экономических процессов [3]. На практике при моделировании экономического роста возникает задача выбора «лучшей» модели, описывающей данный производственный процесс. Цель данной работы состоит в разработке программного комплекса для построения и сравнения моделей на базе динамических производственных функций, ML-регрессий и нейронных сетей.

2. Алгоритм оценивания моделей и программная архитектура

В разработанном программном комплексе на базе динамических производственных функций с постоянной эластичностью замещения факторов производства [4]

$$\begin{aligned} Y_t &= AK_t^\alpha L_t^\beta e^{\lambda t} && \text{(Кобба–Дугласа),} \\ Y_t &= AK_t^\alpha L_t^{1-\alpha} e^{\lambda t} && \text{(Векслеля),} \\ Y_t &= A (\delta K_t^{-\rho} + (1 - \delta) L_t^{-\rho})^{-\gamma/\rho} e^{\lambda t}, \quad 0 < \delta < 1 && \text{(CES),} \end{aligned} \tag{1}$$

Унификация программного обеспечения осуществляется на уровне общего сценария обработки многомерных временных рядов. Центральный управляющий модуль `TimeSeriesAnalysis` последовательно выполняет основные этапы анализа: получает исходные данные, приводит их к единому внутреннему формату `DataPreprocessed`, передаёт подготовленные данные в выбранные модельные блоки и возвращает результаты в веб-интерфейс. Общая логика работы моделей вынесена в родительский класс `GeneralTimeSeriesModel`: он задаёт единые правила взаимодействия с данными, препроцессором и модулем расчёта метрик. На его основе реализованы специализированные классы `ConstantElasticity`, `RegressionML` и `RecurrentNeuralNetworks`, отвечающие соответственно за производственные функции, регрессионные ML-модели и рекуррентные нейронные сети. Для производственных функций и ML-регрессий система формирует таблицу признаков с лаговыми переменными; для RNN те же временные ряды преобразуются в тензоры вида $N \times T \times d$, где N – число сформированных обучающих примеров, T – размер скользящего окна, d – число факторов.

3. Результаты и заключение

Вычислительный эксперимент выполнен по статистическим данным Всемирного банка для стран БРИКС и их партнёров за 1990–2024 гг.: реальный ВВП (Y), валовое накопление основного капитала (K) и численность рабочей силы (L). Для стран БРИКС и стран-партнёров оценивались спецификации (1)–(3). По полученным оптимальным моделям выделены четыре типа результатов: трудоинтенсивный профиль (Беларусь, Россия; функция Викселля), капиталоемкий или смешанный профиль с высокой прогнозной адекватностью (Египет, Малайзия, Индия, Иран, Уганда, Индонезия, Бразилия), средняя надёжность с необходимостью проверки устойчивости параметров (Казахстан, Узбекистан) и неудовлетворительное качество модели на тестовом интервале (Таиланд, Боливия, Куба, Южная Африка). Сценарий на статистических данных стран БРИКС подтвердил, что производственные функции, ML-регрессии и RNN могут запускаться из одного интерфейса, на общей структуре данных и с единым форматом результата.

Разработанная система объединяет указанные классы моделей в едином вычислительном контуре динамических производственных функций, ML-регрессий и нейронных сетей. Двухэтапное оценивание повышает устойчивость вычислений, а модульная архитектура позволяет подключать новые модели без изменения пользовательского сценария.

Благодарности

Работа выполнена при финансовой поддержке Белорусского республиканского фонда фундаментальных исследований, проект «Разработка программного обеспечения для сравнения эффективности классических моделей и алгоритмов машинного обучения в задачах управления производственными процессами национальной экономики», договор с БРФФИ № Ф25ИИ М-019 от 02.05.2025 г., № ГР 20251071. Программное обеспечение является собственной разработкой автора и внедрено в деятельность ОАО «АСБ Беларусбанк».

Литература

1. Проневич А.Ф., Хацкевич Г.А. Динамические производственные функции для моделирования производственных процессов // Вестник Института экономики НАН Беларуси. 2022. Вып. 5. С. 9-27.
2. Almon S. The distributed lag between capital appropriations and expenditures // Econometrica. 1965. Vol. 33, No. 1. P. 178-196.
3. Смирнов С.В. Методы машинного обучения в макроэкономическом прогнозировании: предварительные итоги // Вопросы экономики. 2025. № 10. С. 131-154.
4. Хацкевич Г.А., Проневич А.Ф. Классификация Сато-Бекмана учёта научно-технического прогресса // Журнал Белорусского государственного университета. Экономика. 2020. № 2. С. 4-17.

MSC 91B62, 68T07, 62M10, 65C60

Unified Software for Estimating Dynamic Production Functions and Machine Learning Models

D.I. Khokha¹

Yanka Kupala State University of Grodno¹

Abstract: Original software has been developed for constructing and comparing models based on dynamic production functions, regression machine learning models and recurrent neural networks. The system implements Cobb–Douglas, Wicksell and CES production functions with neutral scientific and technological progress and distributed lags of production factors; regression machine learning models, including linear regression, Lasso regression, Ridge regression, ElasticNet, random forest and gradient boosting; and recurrent neural networks based on RNN, LSTM and GRU layers. A computational experiment was performed using statistical data for BRICS countries and partner countries for 1990–2024.

Keywords: software system, production function, time lags, scientific and technological progress, machine learning, recurrent neural networks.