

Оригинальное исследование

DOI: <https://doi.org/10.17816/0321-4443-637129>

EDN: HBLKKL



Анализ временного соответствия между уровнем механизации и урожайностью в Эритрее

Т.А. Медхн^{1, 2, 3}, А.Г. Левшин², С.Г. Теклай^{1, 4}¹ Mai-Nefhi College of Engineering and Technology, Асмара, Государство Эритрея;² Российский государственный аграрный университет – МСХА имени К.А. Тимирязева, Москва, Россия;³ Addey Agricultural and Food Cooperative, Будапешт, Венгрия;⁴ New Mexico State University, Лас-Крусес, США

АННОТАЦИЯ

Обоснование. Динамика сельскохозяйственного производства направлена на прогрессивное повышение уровня механизации и максимизацию эффективности. Понимание взаимосвязи между механизацией и урожайностью сельскохозяйственных культур имеет важное значение для повышения производительности.

Цель работы — оценка временного схождения между урожайностью сельскохозяйственных культур и уровнем механизации (УМ-LOM). Особое внимание уделено влиянию УМ на урожайность сельскохозяйственных культур с течением времени.

Методы. В исследовании использовалась метод наименьших квадратов (МНК) с эффектом взаимодействия для анализа тренда и динамической трансформации временной шкалы (DTW), для анализа схождения паттернов. Для оценки эффективности определения DTW-расстояния между последовательностями использовались описательная статистика — стандартное отклонение, среднее, минимальное и максимальное значения — наряду с показателями ошибок, в частности, абсолютной средней ошибки (MAE) и среднеквадратичной ошибки (RMSE).

Результаты. Анализ МНК выявил почти параллельные наклоны линий тренда (наклоны 0,038 и 0,053 процента). Анализ DTW показал значительное временное выравнивание, с 44,4% идеального совпадения и оценкой схождения 34 (34 оптимальных пути в 28 парах наборов данных). Соответствующие значения метрик оценки производительности — стандартное отклонение, среднее, минимум и максимум были рассчитаны как $7,56 \times 10^{-3}$, $1,08 \times 10^{-2}$, $1,42 \times 10^{-5}$ и $3,22 \times 10^{-2}$; значения MAE и RMSE были вычислены как $6,33 \times 10^{-3}$ и $7,56 \times 10^{-3}$ соответственно. На основе этих значений были использованы среднее схождение, согласованность, качество трансформации и ошибки для оценки уровня схождения. Наборы данных продемонстрировали высокий уровень схождения и согласованного выравнивания (на основе низких средних DTW-расстояний, стандартного отклонения и ошибок), несмотря на некоторые случаи плохой трансформации.

Заключение. Временное схождение в УМ и урожайности показало, что урожайность зерновых культур значительно зависит от колебаний в УМ. Сельскохозяйственная продуктивность может выиграть от механизации за счёт внедрения современных технологий, улучшения поддерживающих политик и интеграции устойчивых практик.

Ключевые слова: выравнивание данных; динамическая трансформация временной шкалы; метод наименьших квадратов; оптимальный путь.

Как цитировать:

Медхн Т.А., Левшин А.Г., Теклай С.Г. Анализ временного соответствия между уровнем механизации и урожайностью в Эритрее // Тракторы и сельхозмашины. 2025. Т. 92, № 2. С. 131–140. DOI: 10.17816/0321-4443-637129 EDN: HBLKKL

Original Study Article

DOI: <https://doi.org/10.17816/0321-4443-637129>

EDN: HBLKKL

Temporal Similarity of the Mechanization Level and Crop Yield in Eritrea

Tesfit A. Medhn^{1, 2, 3}, Alexander G. Levshin², Simon G. Teklay^{1, 4}¹ Mai-Nefhi College of Engineering and Technology, Asmara, The State of Eritrea;² Russian State Agrarian University — Moscow Timiryazev Agricultural Academy, Moscow, Russia;³ Addey Agricultural and Food Cooperative, Budapest, Hungary;⁴ New Mexico State University, Las Cruces, USA

ABSTRACT

BACKGROUND: The dynamics of agricultural production have gradually moved toward mechanization and maximizing efficiency. Understanding the relationship between mechanization and crop yield is crucial to improve productivity.

AIM: This study assesses the temporal pattern similarity between crop yield and the level of mechanization (LOM) and examines how LOM influences crop productivity over time.

MATERIALS AND METHODS: The study used ordinary least squares (OLS) regression with interaction terms for trend analysis and dynamic time warping (DTW) for pattern similarity. Descriptive statistics (standard deviation, mean, minimum, and maximum) and error metrics (MAE and RMSE) were used to assess the DTW distance performance between sequences.

RESULTS: The OLS analysis showed almost parallel trend lines (slopes 0.038% and 0.053%). The DTW analysis showed significant temporal alignment, with a 44.4% perfect match and a similarity score of 34 (34 optimal paths across 28 dataset pairs). Performance evaluation metrics—standard deviation, mean, minimum, and maximum—were 7.56×10^{-3} , 1.08×10^{-2} , 1.42×10^{-5} , and 3.22×10^{-2} , respectively. MAE and RMSE values were 6.33×10^{-3} and 7.56×10^{-3} , respectively. Based on these values, average similarity, consistency, alignment quality, and error metrics were used to assess the level of similarity. These values indicate high similarity and consistency (based on the low mean DTW distances, standard deviation, and error metrics), despite occasional poor alignment.

CONCLUSION: The temporal similarity between LOM and crop yield showed that variations in LOM significantly impacted cereal crop yields. Agricultural productivity could benefit from mechanization through the use of contemporary technologies, improved supportive policies, and the integration of sustainable practices.

Keywords: data alignment; dynamic time warping; ordinary least square; optimal path.

To cite this article:

Medhn TA, Levshin AG, Teklay SG. Temporal Similarity of the Mechanization Level and Crop Yield in Eritrea. *Tractors and Agricultural Machinery*. 2025;92(2):131–140. DOI: 10.17816/0321-4443-637129 EDN: HBLKKL

Submitted: 16.10.20254

Accepted: 20.05.2025

Published online: 25.05.2025

ОБОСНОВАНИЕ

Для обеспечения успешного и эффективного производства в сельском хозяйстве используются разнообразные входные ресурсы, а также ресурсы, необходимые для выращивания культур, включая источники энергии (человеческие ресурсы, животные и (или) техника) [1]. Хозяйства постепенно наращивают уровень механизации для максимального увеличения объемов производства при меньших затратах ресурсов [2–6]. Уровень механизации (УМ-LOM) можно оценить по степени использования механической энергии в сельскохозяйственном секторе. Одним из стандартных показателей УМ является мощность в лошадиных силах (л.с.) на тысячу гектаров обрабатываемых земель [3, 4].

Этот показатель в динамике меняется, особенно в странах с низким уровнем дохода, и отражает влияние преобладающих социально-экономических, административных и других факторов. Несмотря на то, что технологические достижения позволяют создавать экономически эффективные и производительные машины, отрасль сельского хозяйства может быть чувствительна к объемам инвестиций в механизацию в периоды нестабильной экономической конъюнктуры (роста или рецессии) [5–8]. Подобная динамика УМ может отражать периодические тенденции, обусловленные сложным взаимодействием изменчивых социально-экономических, экологических и политических факторов [9], под влиянием которых происходят соответствующие изменения объемов производства и производительности сельскохозяйственных предприятий. Эту зависимость можно рассматривать как задачу построения временных рядов, а сходство паттернов колебаний двух последовательностей можно оценивать методом наименьших квадратов (МНК) и динамической трансформации временной шкалы (DTW).

МНК — это универсальный, широко распространенный метод выявления статистических связей между исследуемыми параметрами. Шарма с соавт. (2011), Ларраби с соавт. (2014) и Шарма с соавт. (2013) использовали МНК для анализа взаимосвязи между урожайностью сельскохозяйственных культур и факторами влияния, включая среднее количество осадков [10], свойства почвы, методы управления [11], а также качество продукции и влияющие факторы [11]. МНК эффективен при оценке влияния экономических факторов [12], количественной оценке влияния использования сельскохозяйственной техники на урожайность, выявлении определяющих факторов внедрения сельскохозяйственной техники, изучении взаимосвязи между использованием техники и входными ресурсами, а также при оценке целесообразности и рентабельности инвестиций в сельскохозяйственную технику. Он также используется для повышения эффективности тактического управления ресурсами и оценки совокупного влияния внедрения техники и несельскохозяйственной занятости на производственные показатели хозяйств [13]. Тем не менее,

он недостаточно точен при анализе временных паттернов, относящихся к наборам данных временных рядов.

Метод динамической трансформации временной шкалы особенно эффективен при сравнении последовательностей со схожими паттернами, которые различаются по времени, выравниванию или длине, а также при поиске их оптимального выравнивания [14–17]. В 1978 году Сако применил алгоритм оптимизации по методу DTW для распознавания устной речи [16]. Кроме того, алгоритм DTW можно использовать для автоматического сопоставления произносимых слов и движения губ [18, 19], проверки правильности сопоставления отпечатков пальцев [20], а также распознавания лица и глаз. Его можно использовать для сравнения, выравнивания и объединения последовательностей временных рядов в сопоставимых [17, 19] или несопоставимых пространствах при многомерной классификации временных рядов [21]. Наряду с этим, DTW облегчает анализ сходства между двумя последовательностями наборов данных с временной изменчивостью — смещёнными, масштабированными или глобально инвариантными [15] — и помогает найти скрытые закономерности в данных при определении средних значений и индексации [22].

В сельском хозяйстве DTW используется для оценки сходства двух временных последовательностей при классификации и картировании землепользования и растительного покрова [23], взвешенной производной модификации DTW при картировании сельскохозяйственных угодий [24–26], определении пространственно-временных характеристик диффузных сельскохозяйственных источников загрязнения и выявления доминирующих процессов и влияющих факторов.

УМ (LOM) — это важный фактор, определяющий объем производства и производительность сельского хозяйства [8]. В сельскохозяйственной промышленности Эритреи, особенно в секторе производства зерновых, низкие темпы роста и волатильность УМ могут способствовать незначительной тенденции к росту на протяжении многих лет. Чтобы изучить влияние УМ на объёмы производства, можно провести анализ сходства на основе зарегистрированных временных рядов УМ и урожайности. Однако сходство между наборами данных по объёмам производства зерновых и временным рядам УМ — как в международном масштабе, так и на уровне Эритреи, — изучалось лишь в немногих исследованиях, в том числе по методу DTW. Объёмы производства зерновых в Эритрее меняются от года к году с умеренным ростом, схожим с тенденциями УМ. Однако обозначенная взаимосвязь, влияние, зависимость или сходство модели этих наборов данных не подкреплены научными доказательствами.

ЦЕЛЬ ИССЛЕДОВАНИЯ

В настоящем исследовании анализируется сходство между объёмами производства зерновых культур (урожайностью) и уровнем механизации (УМ)

в сельскохозяйственной отрасли Эритреи для оценки влияния УМ на урожайность сельскохозяйственных культур по методу наименьших квадратов (МНК) для анализа тенденций и по методу DTW для оценки сходства моделей. В данном исследовании оценивается влияние УМ на сельскохозяйственную производительность путём анализа сходства временных паттернов годовых показателей урожайности и колебаний УМ.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Оценка уровня механизации

Энерговооружённость на единицу площади является основным параметром оценки уровня механизации (УМ) сельскохозяйственных систем. Соответственно, УМ (LOM) в кВт/га (л.с./га) как функция механической производительности хозяйства определяется согласно [4]:

$$LOM = \sum_{i=0}^n \frac{P_i}{L_i}, \quad (1)$$

где P_i — мощность техники (кВт или л.с.), а L_i — общая обрабатываемая площадь (га).

По данным Министерства сельского хозяйства США (USDA), данные по УМ разных стран мира за период с 1961 по 2020 годы доступны в интерактивном формате [27], и пользователи могут изучать данные по УМ за каждый год в этом периоде. Система выдаёт общедоступный CSV-файл с разнообразными, большими наборами данных, включая данные по общей мощности (кратной 1000 л.с.) сельскохозяйственной техники в каждой стране за тот или иной год. Мы использовали эти данные для определения УМ в настоящем исследовании, при этом площадь посевов за соответствующий год (кратная 1000 га) взята по данным Министерства сельского хозяйства Эритреи.

Анализ сходства

Для оценки сходства данных по УМ и урожайности мы провели комплексный многоэтапный анализ. Во-первых, мы использовали регрессионный анализ по методу МНК с эффектом взаимодействия для предварительного анализа сходства трендов временных рядов. Затем мы использовали комплексный анализ по методу DTW с надёжными метриками сходства. Такой подход позволяет уточнить временную связь между показателями УМ и урожайности. Анализ проводился на языке Python с использованием соответствующих библиотек и пакетов. Для учёта различий в масштабах наборов данных набор данных по урожайности был одновременно стандартизован и масштабирован [28] для обеспечения соответствия УМ следующей зависимости:

$$Y_s = \frac{Y - \bar{Y}}{\sigma_Y} \cdot \sigma_x + \bar{x}, \quad (2)$$

где Y_s — стандартизованная урожайность; $\bar{Y}$ — среднее значение урожайности; σ_Y — стандартное отклонение урожайности; σ_x — стандартное отклонение УМ; $\bar{x}$ — среднее значение УМ.

Регрессионный анализ по методу наименьших квадратов (МНК)

Зависимые и независимые переменные смоделированы с помощью регрессионного анализа по МНК с эффектом взаимодействия: взаимодействие = центральный_год $\times$ (доступное значение стандартизированной урожайности). «УМ» и «Стандартизованная урожайность» первым шагом объединяются перед настройкой регрессионной модели следующим образом [32]:

$$y = \beta_0 + \beta_1 \cdot Year_Centered + \beta_2 \cdot Interaction + \varepsilon. \quad (3)$$

Анализ сходства расстояний по методу динамической трансформации временной шкалы

Метод DTW предусматривает сопоставление двух наборов данных путём динамического программирования для оценки местных затрат. Стандартная формула DTW для двух многомерных последовательностей временных рядов используется для анализа временных рядов $x \in \mathbb{R}^{T_x \times p}$ и $y \in \mathbb{R}^{T_y \times p}$, где параметры T_x и T_y обозначают последовательную длительность соответствующего временного ряда. В этом случае, у обоих последовательностей должна быть одинаковая величина p [15]:

$$DTW = \min_{\pi \in A(i,j)(i,j) \in \pi} \sum^n d(x_i - y_i), \quad (4)$$

где $A(i, j)$ — множество всех допустимых выравниваний параметров x и y . В большинстве случаев основная метрика d рассчитывается по формуле $d(x_i, y_j) = \|x_i - y_j\|^2$. Для эффективной оценки сходства мы используем метод динамического программирования на основе формулы (4) [14, 15, 21, 30]:

$$\begin{aligned} DTW(x_{\rightarrow t_1}, y_{\rightarrow t_2}) &= \\ &= d(x_{t_1}, y_{t_2}) + \min \begin{cases} DTW(x_{\rightarrow t_1}, y_{\rightarrow t_2-1}) \\ DTW(x_{\rightarrow t_1-1}, y_{\rightarrow t_2}) \\ DTW(x_{\rightarrow t_1-1}, y_{\rightarrow t_2-1}) \end{cases}, \end{aligned} \quad (5)$$

где $x_{\rightarrow t}$ — это временной ряд x , наблюдаемый до момента времени t .

Матрица расстояний наборов данных $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ и $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_m\}$ длиной n и m , выровненная

по методу DTW, получена на основе данных из матрицы $n \times m$ следующим образом:

$$\text{distMatrix} = \begin{pmatrix} d(x_1, y_1) & d(x_1, y_2) & \dots & d(x_1, y_m) \\ & \vdots & \ddots & \vdots \\ d(x_n, y_1) & d(x_n, y_2) & \dots & d(x_n, y_m) \end{pmatrix}, \quad (6)$$

где $\text{distMatrix}(i, j)$ — расстояние между точкой i на оси X и точкой j на оси Y , причём $1 \leq i \leq n$ и $1 \leq j \leq m$. Цель метода DTW — выявление пути трансформации $\pi = \{\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_K\}$ смежных элементов, который минимизирует функцию стоимости.

Алгоритм DTW

Входные данные: две последовательности для выравнивания: $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ и $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_m\}$, количество итераций `num_iterations` (значение по умолчанию — 1). **Выходные данные:** оптимальный путь `optimal_path` $\Rightarrow$ количественная оценка сходства `similarity_score`.

Шаги алгоритма:

1. **Выравнивание данных:** предварительная обработка не требуется, так как мы допускаем, что последовательности выровнены.
2. **Динамическое программирование:** инициализировать матрицу кумулятивных расходов A размером $(m + 1) \times (n + 1)$, где m и n — длины x и y , соответственно; инициализировать все ячейки матрицы бесконечными значениями, кроме верхней левой ячейки $A[0, 0]$.

Для каждой ячейки $A[i, j]$ в матрице: местные расходы $= |X[i] - Y[j]| \Rightarrow$ Изменить $X[i]$ и $Y[j]$ следующим образом: $A[i, j] = \text{местные расходы} + \min A[i - 1, j], A[i, j - 1], A[i - 1, j - 1]$.

3. **Извлечение оптимального пути:** инициализировать пустой список оптимального пути $\Rightarrow$ начинаем с $A[m - 1, n - 1]$ (нижний правый угол) $\Rightarrow$ прослеживаем обратно до верхнего левого угла $A[0, 0]$.
4. **Оценка сходства** $\Rightarrow$ количественная оценка сходства $\Rightarrow$ график для визуализации.

Оценка эффективности анализа сходства расстояний DTW

Для оценки эффективности определения расстояния DTW между урожайностью и УМ использовались следующие параметры расстояния DTW: среднее, минимальное и максимальное значения, стандартное отклонение, средняя абсолютная ошибка (MAE) и среднеквадратичная ошибка (RMSE). Для оценки степени сходства наборов данных временных рядов использовалась комбинация этих показателей, при этом более низкие значения указывают на более высокую степень сходства и наоборот.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Показатель УМ той или иной страны по состоянию на конкретный год определяется путём деления общей располагаемой мощности в лошадиных силах в соответствующем году на годовую площадь обрабатываемых земель. Показатели урожайности и УМ по годам показаны на рис. 1. Паттерн

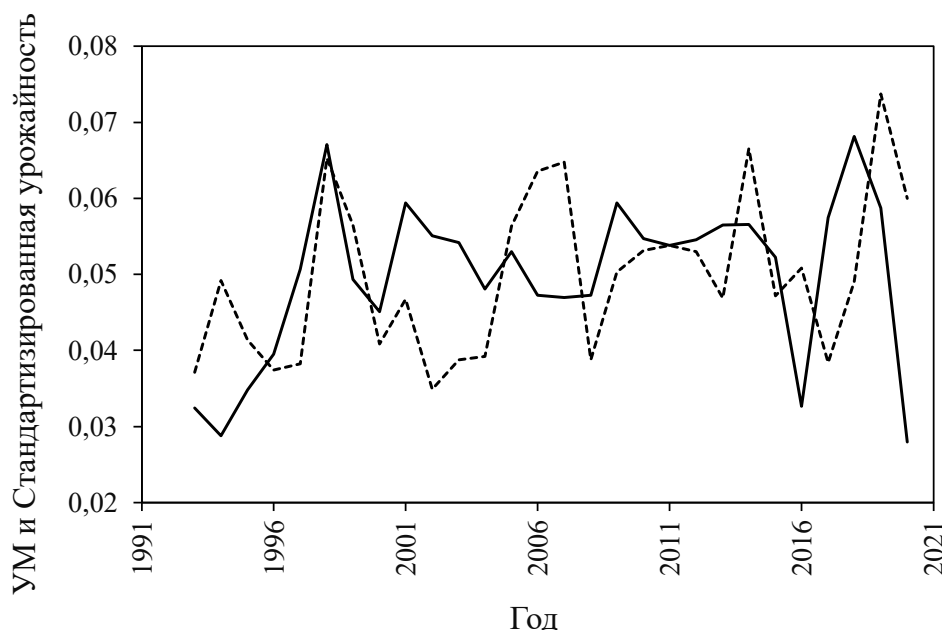


Рис. 1. Для более эффективного анализа значения УМ были смещены по горизонтали на один год, при этом использовались соответствующие данные по урожайности за 1993–2020 годы. Пунктирная линия обозначает стандартизированную урожайность, а сплошная линия — УМ.

Fig. 1. LOM was horizontally shifted by one year for better analysis, with yield plotted over the years 1993–2020. The broken line represents standardized yield, while the solid line represents LOM.

урожайности был схож с паттерном УМ, несмотря на разные спады и подъёмы, за исключением ряда лет, в которые на характеристики урожайности влияли количество осадков и другие факторы. Влияние на характеристики урожайности проявлялось с задержкой в один год, так как внедрение механизации в начале сезона производства влияло на будущую урожайность. По этой причине значения УМ были сдвинуты на один год вперёд для более эффективного выравнивания (см. рис. 1).

Сходство трендов и статистический анализ

Цель анализа состояла в определении наличия схожих трендов в двух наборах данных. Наклон (%) линий тренда УМ и урожайности (рис. 2) составил 0,038 и 0,053 соответственно (с небольшой разницей в 0,015%). Значение p для эффекта взаимодействия составило 0,123, что выше критического значения p (0,05) и указывает на отсутствие существенной разницы в трендах. В целом восходящий наклон указывает на то, что рост УМ в течение последних 28 лет был связан с ростом урожайности.

Анализ схождения по методу DTW

Начальный сегмент оптимального пути (рис. 4) от точки (1995, 1995) до точки (2001, 2001) показывает диагональное выравнивание урожайности и УМ, что указывает на их тесную временную близость (рис. 3) перед расхождением в сегменте от (2002, 2001) до (2005, 2001). Отклонение от диагонали указывает на сжатие и расширение временной оси, так как один элемент соответствует многим (рис. 3), что отражает временную дисперсию значений урожайности и УМ. Оптимальный путь кумулятивных затрат прокладывался на основе матрицы затрат по разнице в длине. Кроме того, путь прокладывался на основе диагонали матрицы

в сегменте от (2017, 2016) до (2021, 2020) для отражения временной инвариантности наборов данных (см. рис. 4).

Оценка эффективности анализа схождения расстояний DTW

Мы использовали следующие метрики оценки эффективности анализа расстояний DTW: стандартное отклонение ($7,56 \times 10^{-3}$), среднее значение ($1,08 \times 10^{-2}$), минимум ($1,42 \times 10^{-5}$) и максимум ($3,220 \times 10^{-2}$). Значения MAE и RMSE составили $6,33 \times 10^{-3}$ и $7,56 \times 10^{-3}$ соответственно. Дополнительный анализ результатов на основе этих метрик оценки представлен в разделе обсуждения.

ОБСУЖДЕНИЕ

В целом 44,4% элементов в двух последовательностях показали идеальное временное соответствие, что указывает на выравнивание показателей урожайности и уровня механизации (УМ) (см. рис. 4), а также на то, что показатели урожайности были чувствительны к колебаниям УМ в течение 44,4% лет. В остальные годы на урожайность больше влияли другие факторы, количество осадков например. Тем не менее, в других сегментах пары последовательностей отмечалось некоторое схождение, возможно, ослабленное под влиянием дополнительных факторов. Количественная оценка схождения составила 34, что указывает на наличие 34 пар выровненных элементов в двух последовательностях и сравнительно более высокую степень схождения.

Степень схождения оценивалась по показателям среднего схождения, согласованности, качества выравнивания и ошибок. Показатели среднего расстояния DTW оказались относительно низкими, что предполагает довольно высокую среднюю степень схождения последовательностей

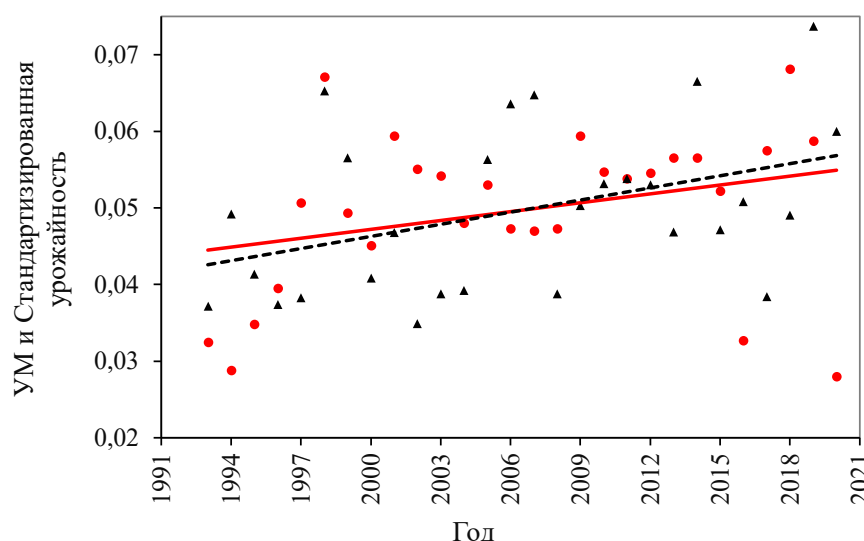


Рис. 2. Сходство трендов УМ (красная сплошная линия) и урожайности сельскохозяйственных культур (тёмная пунктирная линия) за период 1993–2020 годов.

Fig. 2. Trend Similarity between the LOM (red solid line) and crop yield (dark broken line) over the years 1993–2020.

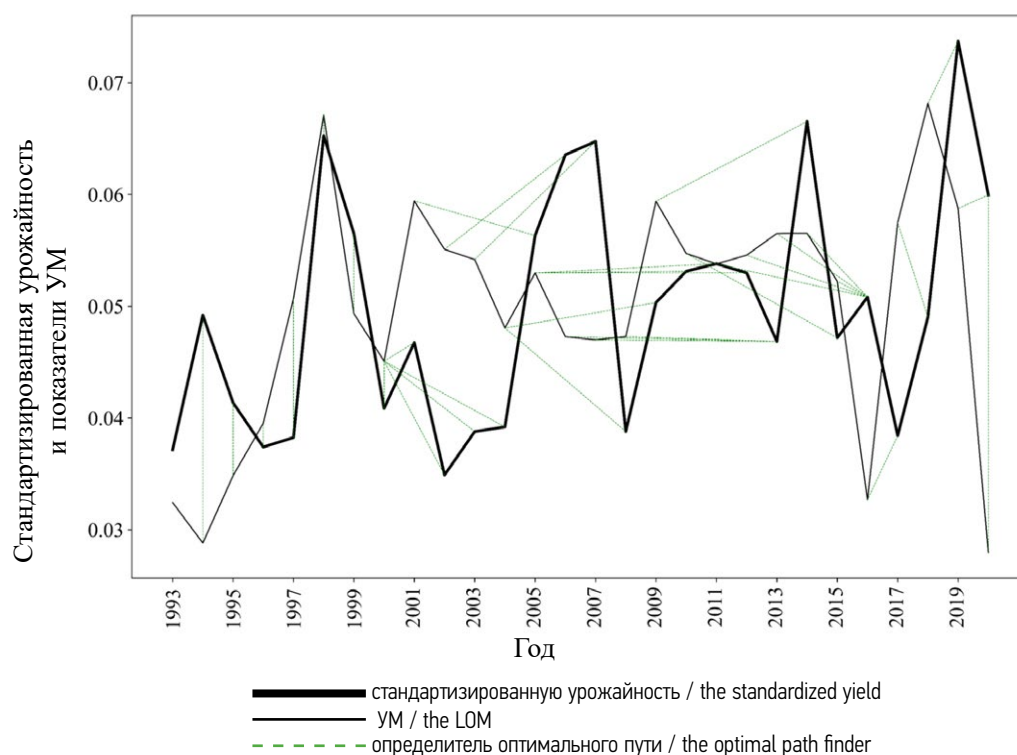


Рис. 3. Сопоставление расстояний по методу ДТВ подразумевает повторение или сжатие точек для минимизации расстояния между ними.
Fig. 3. DTW distance matching involves repeating or compressing points to minimize the distance between them.

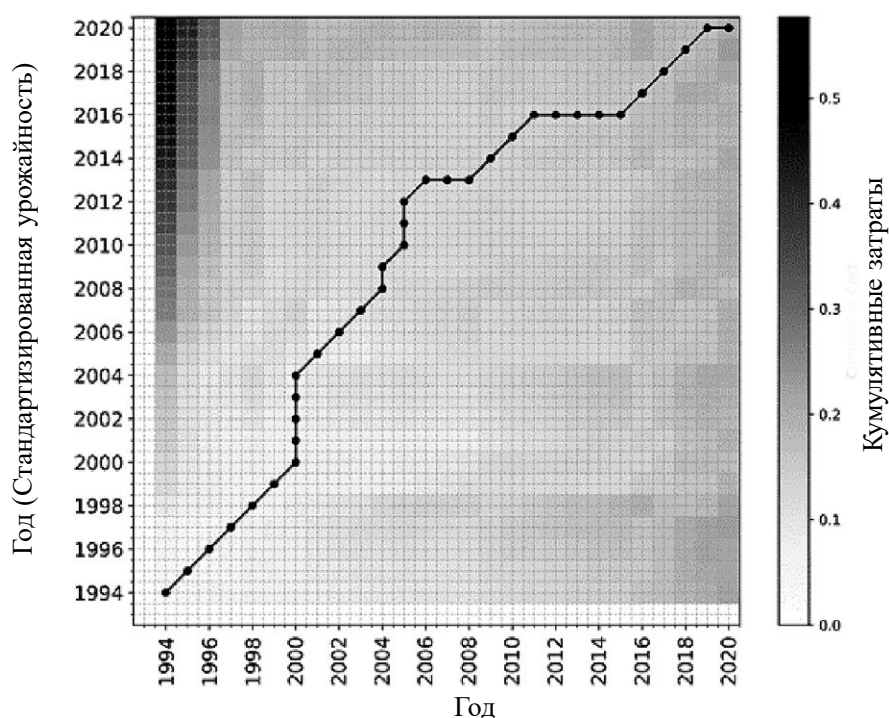


Рис. 4. Оптимальный путь сходства УМ и урожайности сельскохозяйственных культур за период с 1993 по 2020 годы.
Fig. 4. Optimal similarity path between the LOM and crop yield from 1993 to 2020.

временных рядов. Стандартное отклонение расстояний DTW относительно низкое, что указывает на стабильное сходство во всём наборе данных. Минимальное

расстояние DTW невелико, что указывает на хорошее выравнивание последовательностей, несмотря на большие расстояния DTW, т. е. плохое выравнивание, в некоторых

случаях. Невысокие значения MAE и RMSE указывают на близость наблюдаемых расстояний DTW.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Результаты регрессионного анализа по МНК и анализа по методу DTW показывают устойчивый рост показателей уровня механизации (УМ) и урожайности сельскохозяйственных культур в Эритрее за последние 28 лет без существенных различий в трендах, несмотря на низкие темпы роста. Кроме того, анализ по методу DTW показывает, что колебания урожайности в 44,4% коррелируют с колебаниями УМ, т. е. механизация сельскохозяйственных работ в Эритрее существенно влияет на показатели урожайности, указывая на необходимость повышения национального УМ. Средние расстояния, стандартное отклонение, минимальное значение и метрики ошибок демонстрируют схожие паттерны в обоих наборах данных на протяжении многих лет. Тем не менее, результаты этого анализа позволили выявить незначительные различия в урожайности зерновых культур по отношению к УМ. Несмотря на то, что УМ значительно повышает производительность сельского хозяйства, — на что указывают восходящий тренд и оптимальное выравнивание в анализе по методу DTW, — изменения выравнивания в некоторые годы свидетельствуют о том, что на урожайность серьёзно влияют и другие факторы, в том числе климатические условия. Для повышения влияния УМ на рост урожайности сельскохозяйственных культур рекомендуется совмещать механизацию с применением устойчивых методов ведения сельского хозяйства; разработать гибкую политику в области изменения климата; инвестировать средства в новые технологии и стимулировать применение политики механизации с учётом экологических требований для устойчивого развития сельскохозяйственного сектора Эритреи.

ДОПОЛНИТЕЛЬНАЯ ИНФОРМАЦИЯ

Вклад авторов. Т.А. Медхн — обзор литературы, концептуализация, разработка исследования, сбор данных, методология, анализ и написание рукописи; А.Г. Левшин — технические советы и руководство в течение всего процесса исследования; С.Г. Теклай — рецензирование и редактирование рукописи для повышения ясности. Все авторы одобрили рукопись (версию для публикации), а также согласились нести ответственность за все аспекты работы, гарантируя надлежащее

рассмотрение и решение вопросов, связанных с точностью и достоверностью любой её части.

Этическая экспертиза. Неприменимо.

Источники финансирования. Отсутствуют.

Раскрытие интересов. Авторы заявляют об отсутствии отношений, деятельности и интересов за последние три года, связанных с третьими лицами (коммерческими и некоммерческими), интересы которых могут быть затронуты содержанием статьи.

Оригинальность. При создании настоящей работы авторы не использовали ранее опубликованные сведения (текст, иллюстрации, данные).

Доступ к данным. Редакционная политика в отношении совместного использования данных к настоящей работе не применима, новые данные не собирали и не создавали.

Генеративный искусственный интеллект. При создании настоящей статьи технологии генеративного искусственного интеллекта не использовали.

Рассмотрение и рецензирование. Настоящая работа подана в журнал в инициативном порядке и рассмотрена по обычной процедуре. В рецензировании участвовали один внешний рецензент, член редакционной коллегии и научный редактор издания.

ADDITIONAL INFORMATION

Author contributions: T.A. Medhn: conceptualization, study design, data collection, methodology, formal analysis, writing — original draft; A.G. Levshin: technical advice and guidance throughout the research process; S.G. Teklay: writing — review and editing, enhancing clarity. Thereby, all authors made a substantial contribution to the conception of the work, acquisition, analysis, interpretation of data for the work, drafting and revising the work, final approval of the version to be published and agree to be accountable for all aspects of the work.

Ethics approval: Not applicable.

Funding sources: No funding.

Disclosure of interests: The authors have no relationships, activities or interests for the last three years related with for-profit or non-profit third parties whose interests may be affected by the content of the article.

Statement of originality: When creating this work, the authors did not use previously published information (text, illustrations, data).

Data availability statement: The editorial policy regarding data sharing is not applicable to this work, and no new data has been collected or created.

Generative AI: Generative AI technologies were not used for this article creation.

Provenance and peer-review: This work was submitted to the journal on its own initiative and reviewed according to the usual procedure. One external reviewer, a member of the editorial board and the scientific editor of the publication participated in the review.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ | REFERENCES

1. Srivastava A, Goering C, Rohrbach R, Buckmaster D. *Engineering principles of agricultural machines*. American Society of Agricultural and Biological Engineers; 2006.
2. Andrew W. *Handbook of farm, dairy and food machinery engineering*. New York: Elsevier; 2013.

3. Medhn TA, Teklay SG, Mengstu MT. Analysis of the Level of Agricultural Mechanization in Eritrea Based on USDA Data Sources. *European Journal of Agriculture and Food Sciences*. 2023;5(6):39–46. doi: 10.24018/ejfood.2023.5.6.664

4. Abdullatif AAD, Mastrenko NA, Balabanov VI. The results of optimization of the harvesting complex for cleaning are given in the conditions of the Syrian Arab Republic. *Agricultural Engineering*. 2018;(1 (83)):48–51. doi: 10.26897/1728-7936-2018-1-48-51 EDN: YPMTST
5. Maistrenko NA, Uvarov VP, Levshin AG, et al. Unification of calculations of productivity of transport and transport and technological equipment. *Engineering technologies and systems*. 2020;30(4):637–58. doi: 10.15507/2658-4123.030.202004.637-658
6. Sysoev AM, Erokhin MN, Izmailov AYU, et al. *Proposals for Amendments to the Federal Register of Crop Production Technologies (System of Technologies) Taking into Account the Functional Capabilities of the Family of New Agricultural Trucks*. Moscow: Vserossiyskiy nauchno-issledovatel'skiy institut mekhanizatsii selskogo khozyaystva; 2011.
7. Bello SR. *Agricultural Machinery & Mechanization: Basic Concepts*. DPS Dominion publishing services Nigeria; 2012.
8. Hanayem A, Almohamed S, Alassaf A, Majdalawi M. Socioeconomic Analysis of Soil-Less Farming System — An Comparative Evidence from Jordan, The Middle East. *Int J Food Agric Econ*. 2022;10: 205–23.
9. Eritrea Overview: Development news, research, data | World Bank [Internet]. [cited 2023 Feb 9]. Available from: <https://www.worldbank.org/en/country/eritrea/overview>
10. Amongo RMC, Onal MKS, Larona MVL, et al. Level of Agricultural Mechanization in Oriental Mindoro, Laguna and Quezon, Philippines Using the Modified Agricultural Mechanization Index for Lowland Rice. *Philippine Journal of Agricultural and Biosystems Engineering*. 2018; XIV:55–71.
11. Kiru OK. The agricultural mechanization in Africa: micro-level analysis of state, drivers and effects. In: *6th African Conference of Agricultural Economists*. Abuja: Research in agricultural & applied economics; 2019. p. 1–30.
12. Li W, Wei X, Zhu R, Guo K. *Study on factors affecting the agricultural mechanization level in China based on structural equation modeling*. Sustainability (Switzerland). 2019;11(1).
13. Sharma V, Irmak A, Kabenge I, Irmak S. Application of GIS and geographically weighted regression to evaluate the spatial non-stationarity relationships between precipitation vs. Irrigated and rainfed maize and soybean yields. *Trans ASABE*. 2011;54(3):953–72.
14. Larrabee B, Scott HM, Bello NM. *Ordinary Least Squares Regression of Ordered Categorical Data: Inferential Implications for Practice*. 2014. doi: 10.1007/s13253-014-0176-z
15. John K. M. Kuwornu. Irrigation access and per capita consumption expenditure in farm households: Evidence from Ghana. *J Dev Agric Econ*. 2012;4(3). doi: 10.5897/JDAE11.105
16. Ma W, Renwick A, Grafton Q. Farm machinery use, off-farm employment and farm performance in China. *Australian Journal of Agricultural and Resource Economics*. 2018;62(2):279–98. doi: 10.1111/1467-8489.12249
17. Tsinaslanidis PE. Subsequence dynamic time warping for charting: Bullish and bearish class predictions for NYSE stocks. *Expert Syst Appl*. 2018;94:193–204. doi: 10.1016/j.eswa.2017.10.055
18. Vayer T, Tavenard R, Chapel L, et al. Time Series Alignment with Global Invariances. *arXiv*. 2020. doi: 10.48550/arXiv.2002.03848
19. Sakoe H. Dynamic Programming Algorithm Optimization for Spoken Word Recognition. *IEEE Trans Acoust*. 1978;(1):43.
20. Cohen S, Luise G, Terenin A, et al. Aligning Time Series on Incomparable Spaces. In: *Proceedings of the 24th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics (AISTATS) 2021, San Diego, California, USA*. PMLR; 2021;130.
21. Halperin T, Ephrat A, Peleg S. *Dynamic Temporal Alignment of Speech to Lips*. 2018.
22. Shokoohi Y. M, Hu B, Jin H, et al. Generalizing DTW to the multi-dimensional case requires an adaptive approach. *Data Min Knowl Discov*. 2017;31(1):1–31. doi: 10.1007/s10618-016-0455-0/FIGURES/20
23. Kovács-Vajna ZM. A fingerprint verification system based on triangular matching and dynamic time warping. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*. 2000;22(11):1266. doi: 10.1109/34.888711
24. Ruiz AP, Flynn M, Large J, et al. The great multivariate time series classification bake off: a review and experimental evaluation of recent algorithmic advances. *Data Min Knowl Discov*. 2021 Mar 1;35(2):401–49. doi: 10.1007/s10618-020-00727-3
25. Cassisi C, Montalto P, Aliotta M, et al. Similarity Measures and Dimensionality Reduction Techniques for Time Series Data Mining. In: *Advances in Data Mining Knowledge Discovery and Applications*. InTech; 2012.
26. Maus V, Câmara G, Cartaxo R, et al. A Time-Weighted Dynamic Time Warping method for land use and land cover mapping. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. 2016;9(8):3729–3739. doi: 10.1109/JSTARS.2016.2517118
27. Belgium M, Zhou Y, Marshall M, Stein A. Dynamic time warping for crops mapping. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences — ISPRS Archives*. 2020;43(B3):947–51. doi: 10.5194/ISPRS-ARCHIVES-XLIII-B3-2020-947-2020
28. Mohamedi DM. *Assessing the transferability of random forest and time-weighted dynamic time warping for agriculture mapping*. 2019.
29. Rafif R, Kusuma SS, Saringatin S, et al. Crop intensity mapping using dynamic time warping and machine learning from multi-temporal planetscope data. *Land (Basel)*. 2021;10(12).
30. USDA ERS — International Agricultural Productivity [Internet]. 2023 [cited 2023 Mar 6]. Available from: <https://www.ers.usda.gov/data-products/international-agricultural-productivity>
31. Sebastian R. About Feature Scaling and Normalization [Internet]. 2014 [cited 2024 Sep 26]. Available from: https://sebastianraschka.com/Articles/2014_about_feature_scaling.html
32. Keane M, Neal T. Climate change and U.S. agriculture: Accounting for multidimensional slope heterogeneity in panel data. *Quant Econom* [Internet]. 2020;11(4):1391–429. [cited 2024 Jun 25] Available from: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.3982/QE1319>
33. Miao X, Zhao D, Lin B, et al. A Differential Protection Scheme Based on Improved DTW Algorithm for Distribution Networks with Highly-Penetrated Distributed Generation. *IEEE Access*. 2023; 11:40399–411. doi: 10.1109/ACCESS.2023.3269298

ОБ АВТОРАХ

* Медхн Тесфит Асрат,

аспирант кафедры эксплуатации машинно-тракторного парка;
адрес: Россия, 127434, Москва, ул. Тимирязевская, д. 49;
ORCID: 0009-0002-4371-1323;
eLibrary SPIN: 9344-9472;
e-mail: noahtesas@gmail.com

AUTHORS' INFO

* Tesfit A. Medhn,

postgraduate in the Operation of Machinery and Tractor Fleet Department;
address: 49 Timiryazevskaya st, Moscow, Russia, 127434;
ORCID: 0009-0002-4371-1323;
eLibrary SPIN: 9344-9472;
e-mail: noahtesas@gmail.com

Левшин Александр Григорьевич,

д-р техн. наук,
профессор кафедры эксплуатации
машинно-тракторного парка;
ORCID: 0000-0001-8010-4448;
eLibrary SPIN: 1428-5710;
e-mail: alevshin@rgau-msha.ru

Теклай Саймон Гебрехивет,

научный сотрудник магистратуры (кандидат в магистратуру)
программы водных наук и управления; кафедра
животноводства и пастбищных наук; колледж сельского
хозяйства, потребительских и экологических наук;
ORCID: 0009-0002-3336-0523;
e-mail: gtsimon1994@gmail.com

Alexander G. Levshin,

Dr. Sc. (Engineering),
Professor of the Operation of Machinery
and Tractor Fleet Department;
ORCID: 0000-0001-8010-4448;
eLibrary SPIN: 1428-5710;
e-mail: alevshin@rgau-msha.ru

Simon G. Teklay,

M. Sc.,
Graduate Research Assistant, Water Science and Management
Program; Department of Animal and Range Sciences; College
of Agriculture, Consumer and Environmental Sciences;
ORCID: 0009-0002-3336-0523;
e-mail: gtsimon1994@gmail.com

* Автор, ответственный за переписку / Corresponding author