

Our empirical analysis confirms that AI adoption across the EU manufacturing sector follows a two-circuit model. Knowledge-intensive fields, led by pharmaceuticals and electronics, form the innovation core, displaying rapid dynamics and systematic software integration, while traditional subsectors show a gradual catch-up effect, prioritizing low-cost cognitive tools over heavy automated hardware due to high financial barriers. Across functional domains, marketing and innovation-oriented applications lead the way, whereas logistics adapts more slowly, reflecting the dominance of an information-analytical model in EU manufacturing.

The new AI Application Strategy [4] marks a shift in EU policy from basic capacity building to the practical deployment of digital tools across factories. For Ukraine, directly replicating these steps is difficult due to wartime disruptions. Nonetheless, this pattern provides a practical benchmark: under resource constraints, domestic policy should prioritize low-cost cognitive tools and targeted support for SMEs to digitalize traditional sectors. In practice, taking this route allows Ukrainian institutions to build a more consistent framework that helps accelerate industrial recovery and long-term competitiveness.

References

1. Salikhov, M. M. (2025). Digitalization of the EU manufacturing sector: The use of artificial intelligence. *Statystyka Ukrainy – Statistics of Ukraine*, 3, 88–101. [https://doi.org/10.31767/su.3\(110\)2025.03.07](https://doi.org/10.31767/su.3(110)2025.03.07)
2. Eurostat. (2026). *Digital economy and society*. Retrieved from <https://ec.europa.eu/eurostat/web/digital-economy-and-society>
3. Polozova, T. V., & Salikhov, M. M. (2026). Implementation of artificial intelligence in EU industry: Trends analysis. *Statistics of Ukraine*, 112(1), 108–116. [https://doi.org/10.31767/su.1\(112\)2026.01.10](https://doi.org/10.31767/su.1(112)2026.01.10)
4. European Commission. (n. d.). Apply AI strategy. Shaping Europe's digital future. Retrieved January 12, 2026 from <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/apply-ai>

Voinikov M.Y.,
PhD in Economics,
Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman

GENETIC PROGRAMMING AS A TOOL FOR INTERPRETABLE DEMAND FORECASTING IN DIGITAL SUPPLY CHAINS

In the context of digital supply chains, demand forecasting has become a key analytical tool for production planning, inventory management, logistics coordination, and strategic decision-making [5]. The growing availability of real-time data from ERP systems, e-commerce platforms, IoT devices, and customer interaction channels creates new opportunities for predictive analytics in supply chain management [1; 2]. However, the increasing complexity and volatility of markets also require forecasting models that are not only accurate but also understandable for managers and domain experts [1]. Inaccurate forecasts may cause stockouts, excessive inventory, higher logistics costs, and reduced supply chain responsiveness [2; 5].

Modern machine learning and deep learning methods are widely used for demand forecasting because they can capture nonlinear dependencies and complex patterns in large datasets. Nevertheless, many of these models remain difficult to interpret. Neural networks, ensemble methods, and other black-box approaches often provide high predictive accuracy. Still, their internal logic is not transparent, which creates a barrier to practical implementation, especially in supply chain management, where forecasts must often be explained, justified, and aligned with business knowledge. Recent studies emphasize the importance of interpretable, explainable forecasting models

to improve trust in AI-based supply chain decisions [1]. Therefore, this paper should be understood as a conceptual and methodological contribution aimed at systematizing the use of GP for interpretable demand forecasting, rather than as an empirical validation of a forecasting model.

Genetic programming and symbolic regression offer a promising alternative to black-box forecasting models. Genetic programming is an evolutionary computation method that automatically searches for mathematical expressions that describe relationships between input variables and target values. Unlike many machine learning algorithms, GP produces explicit symbolic formulas. Such formulas may include historical demand, prices, seasonality, promotional factors, macroeconomic indicators, or other relevant variables. As a result, the final model can be directly inspected by experts, compared with domain knowledge, and used as a transparent forecasting rule, which makes GP especially relevant for digital supply chains, where decisions must combine data-driven analytics with managerial reasoning [3; 4].

To address the need for a more systematic application of GP in demand forecasting, this study proposes a structured five-step conceptual framework. The framework includes: 1) defining the solution space by linking historical supply chain data and explanatory variables to terminal and function sets; 2) selecting population initialization strategies that support structural diversity; 3) designing a fitness function that combines forecasting error metrics, such as MAE, RMSE, or MAPE, with structural complexity penalties to reduce the risk of overfitting; 4) specifying evolutionary dynamics, including selection, crossover, and mutation operators; and 5) establishing stopping criteria. The framework does not claim to replace empirical model validation but provides a methodological basis for developing transparent algebraic forecasting models that can incorporate domain constraints and managerial logic.

Previous studies suggest that AI-based and GP-based models may achieve competitive forecasting performance under specific data conditions and experimental settings. Carbonneau, Laframboise, and Vahidov demonstrated the potential of machine learning techniques for supply chain demand forecasting [2], while Sohrabpour et al. proposed a genetic programming framework for export sales forecasting and applied it to real business data [5]. At the same time, recent studies on symbolic regression and human-in-the-loop genetic programming indicate that GP can support the development of accurate and more transparent models under appropriate methodological conditions [3; 4]. This is especially important in supply chain environments where managers need to understand why a forecast was produced and how key variables influence the result.

The scientific value of GP in demand forecasting lies in its potential to bridge predictive accuracy and interpretability. While black-box models may perform well, they often provide limited insight into the logic behind their predictions. In contrast, symbolic models generated by GP can be represented as analytical expressions, which may support expert validation, sensitivity analysis, and integration into decision-support systems. However, symbolic representation alone does not guarantee practical interpretability: overly complex GP expressions may still be difficult for managers to understand. Therefore, complexity control, domain constraints, and empirical validation are essential for the practical use of GP-based forecasting models.

Thus, genetic programming can be considered a promising methodological direction for interpretable demand forecasting in digital supply chains. Its main advantage lies in the possibility of generating transparent symbolic models that may support managerial trust, explainability, and expert analysis. However, the practical effectiveness of this approach should be verified in future studies using benchmark datasets, baseline model comparisons, and real-world supply chain applications.

References

1. Ahmed, K. R., Ansari, M. E., Ahsan, M. N., Rohan, A., Uddin, M. B., & Rivin, M. A. H. (2025). Deep learning framework for interpretable supply chain forecasting using SOM ANN and SHAP. *Scientific Reports*, 15(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-025-11510-z>.
2. Carbonneau, R., Laframboise, K., & Vahidov, R. (2008). Application of machine learning techniques for supply chain demand forecasting. *European Journal of Operational Research*, 184(3), 1140–1154. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.12.004>.

3. Haider, C., de Franca, F. O., Burlacu, B., & Kronberger, G. (2022). Shape-constrained multi-objective genetic programming for symbolic regression. *Applied Soft Computing*, 109855. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2022.109855>.
4. Nadizar, G., Rovito, L., De Lorenzo, A., Medvet, E., & Virgolin, M. (2024). An analysis of the ingredients for learning interpretable symbolic regression models with human-in-the-loop and genetic programming. *ACM Transactions on Evolutionary Learning and Optimization*. <https://doi.org/10.1145/3643688>.
5. Sohrabpour, V., Oghazi, P., Toorajipour, R., & Nazarpour, A. (2020). Export sales forecasting using artificial intelligence. *Technological Forecasting and Social Change*, 120480. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120480>.

Артюшок К. А.,
д. е. н., доцент,

Чмут В. С.,
здобувач першого (бакалаврського) рівня вищої освіти,
ПВНЗ "Міжнародний економіко-гуманітарний університет імені академіка
Степана Дем'янчука", м. Рівне, Україна

ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В МАРКЕТИНГУ

У сучасну епоху цифрових технологій штучний інтелект (ШІ) виходить на передній план і змінює уявлення про класичний спосіб роботи маркетологів. Штучний інтелект - це галузь інформатики, яка створює алгоритми та системи, здатні до самонавчання та прийняття рішень на основі зібраних даних та досвіду [1]. Іншими словами, наділення комп'ютера можливістю виконання завдань, які зазвичай пов'язані з розумовими та когнітивними здібностями людини. ШІ застосовують у різних сферах, включаючи маркетинг.

Нині стрімкий розвиток інформаційно-комунікаційних технологій і концепцій штучного інтелекту призвів до практичного і широкого використання інтелектуальних систем. Їхню дію можна знайти в мобільних телефонах, експертних системах, прогнозуванні тощо. Еволюція інформаційних систем у бік їхньої інтелектуальності призвела до появи нового типу програмних продуктів, які отримали назву «інтелектуальні інформаційні системи» [2, с. 130].

Аналізуючи дані минулих подій, що стосуються клієнтів, конкурентів тощо, ШІ може зробити точний і обґрунтований висновок щодо майбутньої продуктивності на основі різних факторів. Прогнозування попиту – ще одне завдання, з яким може впоратись штучний інтелект. Його можна використовувати для аналізу інтересів

споживачів, глобальних подій та інших джерел, щоб визначити, чи буде зростання попиту на певні продукти. Використовуючи ШІ для таких цілей у 2020 році, коли почалась епідемія, можна було б уникнути дефіциту певних продуктів та допомогти підприємствам і населенню впоратися з кризою простіше й швидше. Сюди також варто віднести динамічне та автоматичне ціноутворення, яке може забезпечити ШІ [3].

Втім, особисті рекомендації та персоналізовані повідомлення, це не все, на що здатний штучний інтелект сьогодні. Він вже робить можливим для споживача переглядати налаштовану версію веб-сайту, використовуючи поведінкові сигнали та минулу історію переглядів чи покупок. Динамічні веб-сайти адаптуються до окремих користувачів, показуючи їм різні продукти та власний макет. ШІ також допомагає налаштувати контент, використовуючи такі дані, як популярні теми, поширені пошукові запити або місцезнаходження користувача. Деякі сайти використовують місцеві погодні умови, щоб рекомендувати відповідні товари, як-от рекламу сонцезахисних засобів під час спеки [4].

Однак, на жаль, використання штучного інтелекту в маркетингу в таких випадках також може створити проблеми щодо конфіденційності. Збір та аналіз даних про клієнтів може порушити їхню приватність, тому маркетологам необхідно бути обережними та використовувати дані тільки з дозволу клієнтів [5].