

УДК 519.2

DOI [https://doi.org/10.24144/2616-7700.2025.47\(2\).244-252](https://doi.org/10.24144/2616-7700.2025.47(2).244-252)**І. В. Розора¹, О. С. Веретьонкін²**

¹ Київський національний університет ім. Т. Шевченка,
завідувач кафедри прикладної статистики,
доктор фізико-математичних наук, доцент
irozora@knu.ua

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8733-7559>

² Київський національний університет ім. Т. Шевченка,
аспірант кафедри прикладної статистики
alexveretenkin@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-4776-5333>**АНАЛІЗ ПОПУЛЯРНОСТІ ВЕБФРЕЙМВОРКІВ REACT,
ANGULAR ТА VUE ЗА ДАНИМИ GOOGLE TRENDS**

У статті досліджено динаміку популярності трьох провідних JavaScript-фреймворків — React, Angular та Vue — на основі даних сервісу Google Trends за період 2020–2025 рр. Для аналізу часових рядів застосовано моделі ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) та ETS (Error, Trend, Seasonality), що дало змогу оцінити трендові, сезонні та випадкові компоненти. Дані були попередньо нормалізовані та перевірені на стаціонарність із використанням критерію Дікі–Фуллера. Результати показують, що React зберігає стабільний висхідний тренд, Angular демонструє поступовий спад, тоді як Vue характеризується горизонтальною динамікою з незначною сезонністю. Ljung–Box критерій підтвердив адекватність моделей ARIMA, тоді як ETS в окремих випадках виявляє залишкову автокореляцію. Проведений аналіз підтверджує ефективність методів часових рядів для прогнозування технологічних трендів та підкреслює аналітичний потенціал Google Trends як джерела емпіричних даних про розвиток веб-технологій.

Ключові слова: Google Trends, часові ряди, ARIMA, ETS, React, Angular, Vue, популярність фреймворків.

1. Вступ. Сучасна веб-розробка характеризується швидким розвитком технологій, серед яких ключову роль відіграють фреймворки JavaScript — React [6], Angular [7] та Vue [8]. Вони визначають архітектурні принципи побудови інтерфейсів і формують екосистему інструментів, що впливають на швидкість розробки, масштабованість і ефективність команд. Вибір фреймворку стає стратегічним рішенням, від якого залежать витрати часу, продуктивність і стабільність продукту. Тому аналіз динаміки популярності фреймворків є важливим індикатором технологічного розвитку галузі. Попри актуальність цього питання, єдиної метрики популярності фреймворків не існує. Кожне джерело даних — *Google Trends* [9], *npm* [10], *GitHub* [11] чи *Stack Overflow* [12] — відображає лише окремий аспект прийняття технології. Так, *npm* показує практичне використання бібліотек, тоді як *GitHub* характеризує активність спільноти. Натомість *Google Trends* дозволяє оцінити суспільний інтерес, що часто передують фактичному зростанню використання технології. У науковій літературі *Google Trends* розглядається як корисне джерело поведінкових даних для аналізу соціально-економічних і технологічних тенденцій. Eichenaue та ін. [1] показують, що дані GT можуть містити частотні неузгодженості, які потребують математичної корекції, тоді як Sebrían і Domenech [2] наголошують на необхідності перевірки

їхньої якості та узгодження семплінгових похибок. Аналогічно, дослідження прикладного характеру [3] демонструє можливість використання GT для аналізу динаміки IT-трендів в Україні. Практичні індустріальні джерела, як-от Tkrotoff [4] та Relia Software [5], узгоджено фіксують перевагу React і стабільність Vue у порівнянні з Angular, що підтверджує актуальність подальшого статистичного аналізу цих технологій.

Метою цього дослідження є моделювання та інтерпретація часових рядів пошукового інтересу до React, Angular і Vue за даними *Google Trends* за період 2020–2025 рр.. Для цього використано методи ARIMA [13–14] та ETS (Error–Trend–Seasonality)[14], які дозволяють формалізувати тренди, виділити сезонність і оцінити прогностичну здатність моделей. Адекватність перевірено за допомогою критеріїв Дікі–Фуллера та Льюнга–Бокса, що забезпечує статистичну надійність результатів.

2. Основний результат. У цьому дослідженні використано дані сервісу **Google Trends**, який відображає динаміку частоти пошукових запитів у часі. Об'єктами аналізу виступають три провідні JavaScript-фреймворки — React, Angular та Vue, які репрезентують різні архітектурні підходи у сучасній фронтенд-розробці. Період спостереження охоплює п'ять років — із січня 2020 по вересень 2025 року, що дозволяє зосередитися на поточних тенденціях розвитку та взаємному перерозподілі інтересу між технологіями.

Google Trends нормалізує значення у діапазоні 0–100, де 100 відповідає максимальному рівню популярності за обраний період. Такі показники є відносними, тобто відображають частку запитів певного терміна серед усіх пошуків у конкретний момент часу. Це робить дані порівнюваними між різними фреймворками, хоча слід враховувати, що вони не відображають абсолютної кількості запитів.

Перш ніж перейти до опису джерел даних і процедури їх обробки, доцільно розглянути математичні основи методів, використаних у цьому дослідженні.

Для моделювання часових рядів популярності веб-фреймворків застосовано два класичні підходи — ARIMA (*AutoRegressive Integrated Moving Average*)[13–14] та ETS (*Error–Trend–Seasonality*)[14], які дозволяють виявити трендову, сезонну та випадкову складові даних.

Крім того, для перевірки статистичних властивостей отриманих моделей використано критерії Дікі–Фуллера (ADF) та Льюнга–Бокса, що забезпечують оцінку стаціонарності та адекватності прогнозів.

2.1. Математичне формулювання.

ARIMA-модель

Модель ARIMA (p, d, q) (*AutoRegressive Integrated Moving Average*)[13–14] описує часовий ряд y_t через авторегресійну та ковзну середню компоненти після d -го порядку диференціювання (див. формулу (1)):

$$\Phi_p(B)(1-B)^d y_t = \Theta_q(B) \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim \text{WN}(0, \sigma^2). \quad (1)$$

Тут B — оператор зсуву ($By_t = y_{t-1}$);

$$\Phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p, \quad \Theta_q(B) = 1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \dots + \theta_q B^q.$$

Оптимальні параметри (p, q, d) добираються за критеріями AIC або BIC;

$d > 0$ усуває нестационарність. Для перевірки стаціонарності ряду використовується розширений критерій Дікі–Фуллера.

Критерій Льюнга–Бокса (Ljung–Box)

Для перевірки незалежності залишків застосовується критерій Льюнга–Бокса. Зазвичай, рівень значущості обирають на рівні 0.05. А отже, якщо $p\text{-value} > 0.05$, то вважають, що модель адекватна із рівнем значущості 0.05.

Позначення (оператор зсуву)

Оператор зсуву визначається рівняннями (2):

$$\forall y_t = y_{t-1}, \quad (1 - B) y_t = y_t - y_{t-1}. \quad (2)$$

Формули (1)–(2) утворюють математичну основу застосованої методології аналізу часових рядів. Моделі ARIMA та ETS забезпечують відтворення трендової й сезонної структури, а критерії ADF і Ljung–Box — статистичну перевірку стаціонарності та адекватності моделей.

2.2. Тип даних і обґрунтування вибору. Google Trends пропонує два типи одиниць пошуку — тематичні запити (topics) та пошукові слова (search terms). У цьому дослідженні використано саме search terms, оскільки не для всіх фреймворків існують однаково визначені тематичні категорії. Наприклад, “React (JavaScript library)” доступний як окремий topic, тоді як для “Vue.js” чи “Angular” система іноді об’єднує кілька контекстів або мовних варіантів. Щоб забезпечити методологічну узгодженість і можливість прямого порівняння між фреймворками, усі три запити (“React”, “Angular”, “Vue”) було завантажено як однакові пошукові слова (search terms). Цей підхід фіксує реальну частоту введення термінів користувачами й дозволяє досліджувати інтерес на рівні реальних пошукових патернів, а не алгоритмічно агрегованих тем.

2.3. Підготовка та перетворення даних.

- Отримані CSV-файли з Google Trends містили щомісячні значення індексу популярності. Попередня обробка включала такі кроки:
- Усунення початкових нульових значень, що не несуть статистично значущої інформації;
- Стандартизацію часових рядів із частотою frequency = 12 (щомісячна);
- Вирівнювання стартових точок для синхронного порівняння фреймворків;
- Перевірку стаціонарності за допомогою критерію Дікі–Фуллера (ADF).

2.4. Моделювання часових рядів.

1. Для кожного фреймворку виконувався повний цикл обробки:
2. Моделювання ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) — для оцінки трендових і стохастичних компонент;
3. Моделювання ETS (Error, Trend, Seasonality) — для аналізу сезонних коливань і короткострокової динаміки;
4. STL-декомпозиція (Seasonal-Trend decomposition using Loess) для виокремлення тренду, сезонності та шуму;
5. Бокс–Кокс трансформація (за потреби) для стабілізації дисперсії;
6. Ljung–Box критерій — для перевірки відсутності автокореляції залишків і статистичної адекватності моделей;
7. Побудова прогнозів на горизонт 24 місяці з довірчими інтервалами 80 % і 95 %.

Автоматичний підбір параметрів здійснювався за допомогою функцій *auto.arima()* та *ets()* із пакету *forecast*. Результати зберігалися у вигляді структурованих списків, що містили моделі, діагностику, точність (MAE, RMSE, MAPE) і графіки.

2.5. Моделювання часових рядів. Прогнози ARIMA та ETS об'єднувались у комбінований графік без розриву між фактичними та прогнозними даними, що забезпечує безперервність часової лінії. На рисунку 1 маємо наступне:

- Фактичні значення — чорна лінія;
- ARIMA-прогноз — суцільна синя;
- ETS-прогноз — пунктирна помаранчева;
- Довірчі інтервали — напівпрозорі області навколо ліній прогнозу.

Прогнозні значення обмежувалися у межах $[0, 100]$, щоб відповідати нормалізованій шкалі Google Trends. Крім того, для кожної моделі створювалися діаграми ACF/PACF залишків та STL-декомпозиції, що дозволяло оцінити структурні характеристики часових рядів і ступінь сезонності.

Таким чином, використання пошукових слів (search terms) забезпечило уніфікований підхід до аналізу трьох фреймворків і дозволило побудувати статистично обґрунтовані прогнози популярності на основі реальної поведінки користувачів у Google.

3. Результати та інтерпретація. Результати аналізу демонструють суттєві відмінності у динаміці пошукової популярності трьох провідних фреймворків — **Angular**, **React** та **Vue** — за період 2020–2025 рр. На основі побудованих часових рядів і прогнозів моделей **ARIMA** та **ETS** отримано узгоджені оцінки трендів, сезонності й майбутніх змін популярності, представлені на комбінованому графіку (рис. 1) та окремих декомпозиціях (рис. 2–4).

3.1. Порівняльний прогноз (ARIMA vs ETS). Комбінований графік (рис. 1) відображає фактичні значення (чорна лінія) та прогнозні ділянки моделей ARIMA (суцільна синя) і ETS (пунктирна помаранчева) із довірчими інтервалами 80%. Прогнози побудовано без розриву між фактичним і прогнозним періодами, у межах шкали $[0–100]$.

React зберігає найвищий рівень інтересу серед трьох фреймворків (у середньому 60–80 пунктів індексу Google Trends) та демонструє помірно висхідний тренд. Модель ARIMA для React відтворює зростаючу тенденцію з періодичними сезонними коливаннями, тоді як ETS — більш згладжене плато. Це свідчить про стабільну популярність React із потенціалом подальшого помірного зростання.

Angular, навпаки, показує стаке зниження рівня пошукової активності. ARIMA-прогноз фіксує плавне зменшення значень до 2026 р., тоді як ETS модель, зважаючи на історичну сезонність, передбачає коливання навколо нижчої бази (10–15 пунктів). Така поведінка вказує на поступовий спад інтересу до Angular, який, попри стабільну спільноту, втрачає частку у відносних пошуках.

Vue посідає проміжну позицію. Його тренд переважно горизонтальний: після короткострокових коливань 2021–2023 рр. популярність стабілізувалася в діапазоні 10–20 пунктів. ETS-прогноз показує незначну сезонність, тоді як ARIMA передбачає майже стаціонарну динаміку. Це узгоджується з фактом, що Vue досяг зрілості як технологія й має стабільну, але не експоненційну базу користувачів.

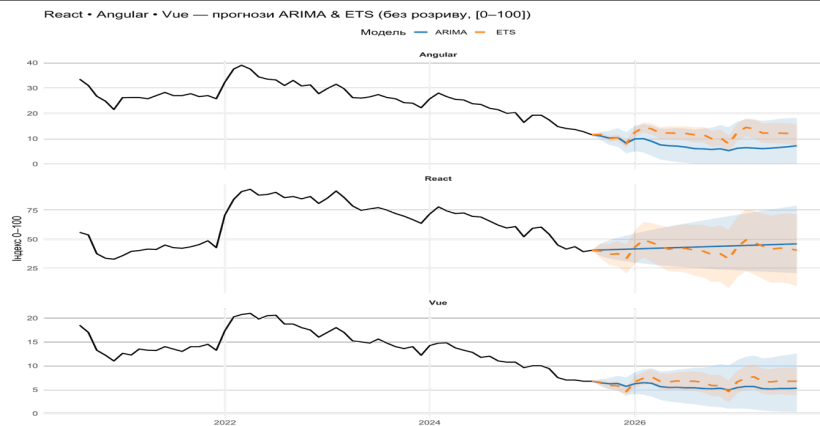


Рис. 1. Комбінований прогноз популярності фреймворків React, Angular та Vue за моделями ARIMA і ETS (2020–2025).

3.2. Декомпозиційний аналіз. Декомпозиція часових рядів (рис. 2–4) дає змогу розділити спостереження на чотири компоненти: спостережувану (Observed), трендову (Trend), сезонну (Seasonal) та випадкову (Random):

- **React** характеризується чітко вираженим висхідним трендом із регулярною сезонною хвилею тривалістю близько 12 місяців. Це може відображати циклічність навчальних або корпоративних запитів (наприклад, активність у період літніх релізів). Випадкова компонента має невелику амплітуду, що свідчить про стабільність інтересу;
- **Angular** демонструє низхідний тренд, який спостерігається від 2020 р. Сезонність у ньому слабша, проте зберігаються періодичні піки, пов'язані з релізами нових версій фреймворку. Випадкові коливання дещо вищі, ніж у React, що може свідчити про непостійний інтерес користувачів;
- **Vue** має горизонтальний тренд із незначною амплітудою сезонності. Його динаміка вирівняна, а випадкові компоненти є мінімальними — це вказує на стабільність запитів і відсутність суттєвих змін у загальному інтересі з 2022 р.

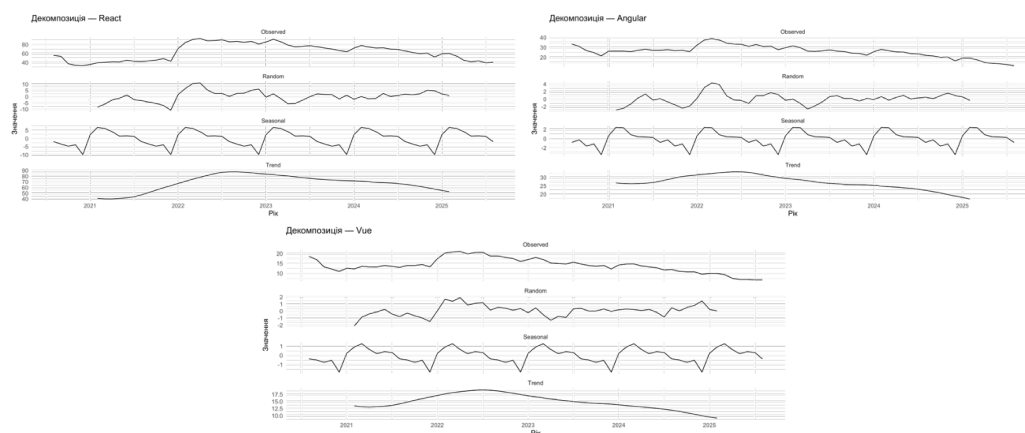


Рис. 2-4. Декомпозиція часових рядів для Angular, React та Vue відповідно.

3.3. Перевірка адекватності та діагностика моделей. Для перевірки якості побудованих моделей ARIMA та ETS було проведено аналіз залишків та

тестування їхньої автокореляції за допомогою критерію p -value Льюнга–Бокса (Ljung–Box). Всюди у роботі використовувався рівень значущості 0.05. Результати p -value наведено у таблиці нижче.

Таблиця 1.

Результати p -value перевірки автокореляції залишків моделей ARIMA та ETS для часових рядів Google Trends

Фреймворк	Ljung–Box p -value (ARIMA)	Ljung–Box p -value (ETS)
React	0.3529	0.0277
Angular	0.3008	0.0535
Vue	0.7438	0.2266

Як видно з таблиці, ARIMA-моделі для всіх трьох фреймворків мають p -значення > 0.05 , що вказує на відсутність статистично значущої автокореляції у залишках і підтверджує адекватність моделі. Натомість ETS-моделі у випадку React ($p = 0.0277$) показують незначну автокореляцію, що може свідчити про наявність недоопрацьованих сезонних компонент або залишкових трендових ефектів.

Для підтвердження цих висновків було проведено візуальний аналіз автокореляційних та часткових автокореляційних функцій (ACF та PACF) залишків для обох типів моделей. На рисунках 5–7 зображено порівняльні діаграми для Angular, React та Vue відповідно.

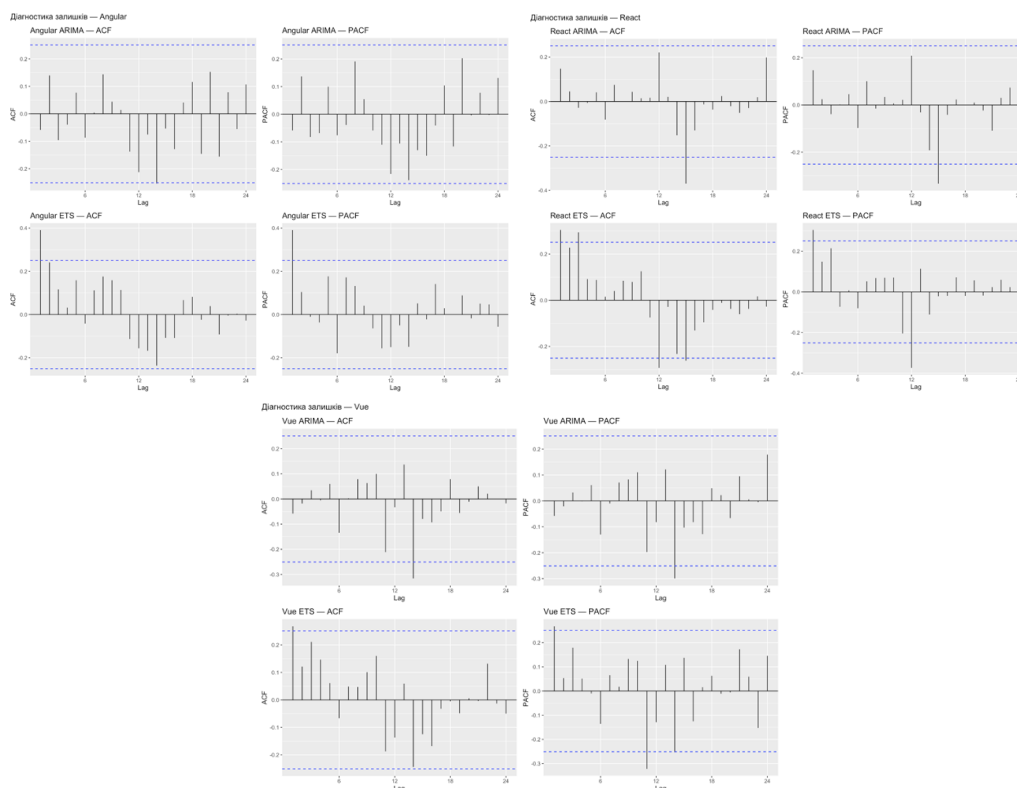


Рис. 5-7. Діагностика залишків для моделей ARIMA та ETS (ACF/PACF) відповідно для Angular, React та Vue.

У більшості випадків значення автокореляцій не перевищують довірчі межі ($\pm 0.2 \dots \pm 0.3$), що узгоджується з результатами тестів. Винятком є ETS-модель для React, де спостерігаються поодинокі піки на лагу ≈ 12 , що може бути наслідком річної сезонності, не повністю врахованої експоненційним згладжуванням.

Таким чином, можна зробити висновок, що ARIMA-моделі демонструють кращу адекватність у межах обраного горизонту прогнозу (24 місяці) та відтворюють внутрішню структуру трендів без суттєвих автокореляційних залишків.

3.4. Висновки до розділу “Результати та інтерпретація”. У ході аналізу даних Google Trends за період 2020–2025 рр. було виявлено такі основні закономірності:

1. React залишається найпопулярнішим фреймворком, демонструючи стійкий тренд із незначними коливаннями та потенціалом подальшого зростання за прогнозами ARIMA.
2. Angular характеризується поступовим спадом популярності з помірною сезонною варіацією, однак без різких зламів тенденції.
3. Vue показує стабільність на нижчому рівні інтересу, із незначною тенденцією до зниження у довгостроковій перспективі.
4. Застосовані методи (ARIMA та ETS) продемонстрували узгодженість прогнозів, при цьому ARIMA виявилась більш стійкою до залишкових автокореляцій та точніше моделює загальну динаміку.
5. Результати Ljung–Box критерію та діаграм ACF/PACF підтвердили адекватність більшості моделей і відсутність систематичних похибок у залишках.

Отже, проведений аналіз засвідчує, що методи часових рядів є ефективним інструментом для дослідження популярності технологій, а Google Trends може виступати надійним індикатором динаміки інтересу до вебфреймворків у середовищі розробників.

4. Висновки та перспективи подальших досліджень. Проведене дослідження дозволило на основі даних Google Trends за період 2020–2025 рр. оцінити та порівняти динаміку популярності трьох провідних JavaScript-фреймворків — React, Angular та Vue. Отримані результати мають як аналітичне, так і прогностичне значення для розробників, аналітиків IT-ринку та дослідників технологічних трендів. Основні підсумки роботи можна сформулювати таким чином:

1. **Методологічно**, застосування моделей **ARIMA** та **ETS (Holt–Winters)** у поєднанні з декомпозицією часових рядів забезпечує глибоке розуміння структури даних пошукового інтересу — розділення його на трендову, сезонну та випадкову компоненти.
2. **React** підтвердив статус найпопулярнішого фреймворку з домінуючим трендом і потенціалом подальшого зростання інтересу.
3. **Angular** демонструє стабільний, але поступово спадний інтерес, що може бути пов’язано з насиченням його ринкової ніші та конкуренцією з боку React і нових lightweight-рішень.
4. **Vue** зберігає відносну стабільність, однак прогноз свідчить про легку тенденцію до зниження популярності у довгостроковій перспективі.

5. **Ljung–Box критерії та діаграми ACF/PACF** підтвердили адекватність більшості моделей, зокрема ARIMA, що свідчить про якісне відтворення внутрішньої динаміки без суттєвої автокореляції залишків.
6. **Google Trends**, навіть за використання окремих пошукових термінів (а не тематичних “топиків”), показав себе як надійне джерело інформації про технологічну активність і суспільний інтерес до фреймворків.

Таким чином, результати дослідження демонструють, що методи часових рядів можуть бути ефективно використані для кількісної оцінки тенденцій розвитку веб-технологій, а платформи на кшталт Google Trends здатні виступати емпіричною базою для прогнозування змін у технологічному ландшафті. Перспективами подальших досліджень є:

- розширення аналізу на інші фреймворки (Next.js, Svelte, Nuxt тощо);
- порівняння з альтернативними джерелами даних (npm, GitHub, Stack Overflow Trends);
- побудова комбінованих моделей із використанням методів машинного навчання (наприклад, SARIMAX або Prophet) для підвищення точності прогнозів.

Список використаної літератури

1. Eichenauer, V. Z., & et al. (2024). Frequency Inconsistency in Google Trends Data. *Economic Inquiry*. <https://doi.org/10.1111/ecin.13049>
2. Cebrián, M., & Domenech, J. (2021). Is Google Trends a Quality Data Source? *Applied Economics Letters*. <https://doi.org/10.1080/13504851.2021.2023088>
3. Kovalenko, A. V. (2022). Determining the performance speed of modern frameworks for creating web interfaces. *Technological Innovations*, (4), 9–16 [in Ukrainian].
4. Tkrotoff, T. (2023). JavaScript Framework Popularity (React, Angular, Vue). GitHub Gist. Retrieved from <https://gist.github.com/tkrotoff/b1caa4c3a185629299ec234d2314e190>
5. Relia Software. (2024). Most Popular Web Development Frameworks in 2024. Retrieved from <https://reliasoftware.com/blog/most-popular-web-development-frameworks>
6. React – A JavaScript library for building user interfaces. Retrieved from <https://reactjs.org>
7. Angular – The modern web developer’s platform. Retrieved from <https://angular.io>
8. Vue.js – The Progressive JavaScript Framework. Retrieved from <https://vuejs.org>
9. Google Trends. (2025). Dynamics of popularity of web frameworks React, Angular, and Vue.js. Retrieved from <https://trends.google.com> [in Ukrainian].
10. npm – Node package manager. Retrieved from <https://www.npmjs.com>
11. GitHub – Where the world builds software. Retrieved from <https://github.com>
12. Stack Overflow – Where Developers Learn, Share, & Build Careers. Retrieved from <https://stackoverflow.com>
13. Shumway, R. H., & Stoffer, D. S. (2017). ARIMA Models. In *Time Series Analysis and Its Applications*. Springer Texts in Statistics. Springer: Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-52452-8_3
14. Kumar, N., Kumar, V., & Singh, R. (2023). A Comparative Study of ARIMA and ETS Models for Time Series Forecasting. *International Journal of Scientific Research in Computer Science, Engineering and Information Technology*, 9(5), 12–19. <https://doi.org/10.32628/CSEIT239518>

Rozora I. V., Veretonkin O. S. Analysis of the Popularity of Web Frameworks React, Angular and Vue Based on Google Trends Data.

The article investigates the dynamics of popularity of three leading JavaScript frameworks — React, Angular, and Vue — based on Google Trends data for the period 2020–2025. The time series were analyzed using ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving

Average) and ETS (Error, Trend, Seasonality) models, which allowed for the estimation of trend, seasonal, and random components. The data were pre-normalized and tested for stationarity using the Dickey–Fuller test. The results show that React maintains a stable upward trend, Angular demonstrates a gradual decline, while Vue is characterized by horizontal dynamics with minor seasonality. The Ljung–Box test confirmed the adequacy of the ARIMA models, whereas the ETS models in some cases revealed residual autocorrelation. The conducted analysis confirms the effectiveness of time series methods for forecasting technological trends and emphasizes the analytical potential of Google Trends as a source of empirical data on the development of web technologies.

Keywords: Google Trends, time series, ARIMA, ETS, React, Angular, Vue, framework popularity.

Одержано 27.09.2025