

DOI: [https://doi.org/10.25140/2411-5363-2025-3\(41\)-310-321](https://doi.org/10.25140/2411-5363-2025-3(41)-310-321)

УДК 656.1:796.6:519.866

**Олена Володимирівна Кучковська¹, Олександра Юрійвна Лисецька²,
Леся Ігорівна Фундак³**

¹студентка кафедри математичного моделювання соціально-економічних процесів
Львівський національний університет імені Івана Франка (Львів, Україна)
E-mail: olena.ky92@ukr.net

²доктор філософії з математики, доцент кафедри математичного моделювання соціально-економічних процесів
Львівський національний університет імені Івана Франка (Львів, Україна)
E-mail: oleksandra.lysetska@lnu.edu.ua. **ORCID:** <https://orcid.org/my-orcid?orcid=0009-0000-0730-7222>
ResearcherID: [OEO-3467-2025](https://orcid.org/0000-0001-5091-6971)

³асистент кафедри математичного моделювання соціально-економічних процесів
Львівський національний університет імені Івана Франка (Львів, Україна)
E-mail: lesya.fundak@lnu.edu.ua. **ORCID:** <https://orcid.org/0000-0001-5091-6971>

ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ ВІДОКРЕМЛЕНИХ ВЕЛОДОРІЖОК: КОМБІНОВАНИЙ ПІДХІД ЧАСОВИХ РЯДІВ ТА ПРИЧИННО- НАСЛІДКОВОГО АНАЛІЗУ НА ПРИКЛАДІ БРУКЛІНСЬКОГО МОСТА

У статті досліджено вплив реконструкції Бруклінського мосту в Нью-Йорку у вересні 2021 року, коли було впроваджено відокремлену велосипедну доріжку, на динаміку велосипедного трафіку на цій ділянці велосипедної інфраструктури. Для оцінки ефекту застосовано комбінацію прогнозних та каузальних методів: модель SARIMA для аналізу часових рядів та метод різниць у різницях (Difference-in-Differences, DiD) із використанням Мангеттенського мосту як контрольної групи. SARIMA-модель продемонструвала високу точність у доінтервенційний період (MAPE $\approx$ 25,5 %, RMSE $\approx$ 10,4 тис.), проте після реконструкції її прогнозна здатність суттєво погіршилася (MAPE $\approx$ 51 %, RMSE $\approx$ 55 тис.), що вказує на наявність структурного зсуву в даних. Додатковий аналіз за допомогою тестів CUSUM/CUSUMSQ підтвердив систематичне недооцінювання фактичного велотрафіку, починаючи з середини 2022 року.

Каузальний аналіз показав статистично значущий позитивний ефект: оцінка DiD становила близько 26,7 тис. додаткових велосипедних поїздок на місяць ($p < 0.001$), що відповідає відносному приросту на 48,4 % порівняно з базовим рівнем. Тести на робастність підтвердили стабільність результату при зміні дати інтервенції, виключенні пандемічного періоду та врахуванні сезонних ефектів.

Отримані результати свідчать про значний практичний ефект розвитку велосипедної інфраструктури, підтверджуючи її роль як чинника сталого міського транспорту. Застосоване поєднання SARIMA та DiD дозволяє комплексно оцінювати вплив інфраструктурних рішень, враховуючи як прогнозні можливості, так і причинно-наслідкові ефекти. Подальші дослідження можуть бути спрямовані на використання ARIMAX чи синтетичного контролю для врахування зовнішніх факторів. Досвід реконструкції Бруклінського мосту може бути адаптований до українських реалій, зокрема під час планування реконструкції мосту Патона в Києві.

Ключові слова: велосипедна інфраструктура; часовий ряд; SARIMA; Difference-in-Differences; CUSUM/CUSUMSQ; прогнозування; робастність.

Рис.: 7. Табл.: 3. Бібл.: 16.

Актуальність теми дослідження. З невинним зростанням урбанізації мегаполіси дедалі частіше стикаються з низкою транспортних викликів, серед яких зростання автомобільного трафіку, забруднення повітря та зниження безпеки на дорогах. Одним з ефективних рішень є розвиток велосипедної інфраструктури, зокрема облаштування відокремлених велодоріжок. Аналіз впливу подібних інфраструктурних рішень є важливим не лише для оцінки ефективності конкретних проєктів, а і для формування міської транспортної політики у великих містах. Важливим аспектом є також вплив велосипедної інфраструктури на транспортні потоки загалом. Так, у [1] зазначено, що системні інвестиції у велоінфраструктуру можуть змінювати структуру транспортних потоків мегаполісів, зменшуючи залежність від автомобілів. Аналіз окремих і водночас масштабних випадків, як от Бруклінського мосту в Нью-Йорку, дозволяє виявити закономірності, які можуть бути застосовані й до інших великих міських агломерацій. Зокрема, в Україні це може бути впроваджено, наприклад, при плануванні реконструкції мосту Патона в Києві.

Таким чином, актуальність дослідження зумовлена необхідністю обґрунтованої оцінки впливу реконструкції велоінфраструктури на динаміку велосипедного руху, а також потенціалом поширення отриманого досвіду на інші транспортні об'єкти мегаполісів.

Водночас тема є важливою і для галузей інформаційних технологій та системного аналізу, оскільки вивчення транспортних потоків ґрунтується на використанні сучасних методів збору даних, математичного моделювання та прогнозування, що дозволяє формувати науково обґрунтовані рішення для міської мобільності.

Постановка проблеми. Бруклінський міст, що знаходиться в місті Нью-Йорк (США), до 2021 року мав велосипедну доріжку поруч із пішохідною, проте кількість велосипедистів, які користувалися нею, невпинно зменшувалася. Це було пов'язано з великою кількістю пішоходів та можливою небезпекою руху поряд з автомобільним транспортом. У вересні 2021 року місто Нью-Йорк зробило стратегічний крок у розвитку велосипедної інфраструктури, ввівши в експлуатацію відокремлену велосипедну доріжку на Бруклінському мосту.

Проблема дослідження полягає у відсутності аналізу ефективності цього рішення та його впливу на поведінку велосипедистів і загальну динаміку транспортного потоку. Для її вирішення доцільним є застосування сучасних методів інформаційних технологій, зокрема прогнозування часових рядів. Отримані результати мають практичне значення для формування науково обґрунтованих рекомендацій у сфері розвитку міської транспортної інфраструктури та можуть бути використані для ухвалення управлінських рішень у мегаполісах, включно з українськими містами.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Дослідження показують, що відокремлені велодоріжки суттєво впливають на мобільність населення, сприяючи зростанню кількості велосипедних поїздок. Зокрема, у праці [2] продемонстровано, що наявність якісної велосипедної інфраструктури прямо корелює зі зростанням частки велосипедистів у міському транспортному потоці. Подібні результати підтверджені й у дослідженні [3], де автори зауважують, що розвиток велосипедної інфраструктури позитивно позначається на мобільності мешканців та рівні громадського здоров'я.

Огляд попередніх досліджень також показує, що методи квазіекспериментального аналізу, зокрема й DiD, активно застосовуються для оцінки впливу велосипедної інфраструктури на транспортні та безпекові показники. Так, у [4] авторами було розроблено протокол природного експерименту для трьох канадських міст із використанням DiD для вимірювання змін у велосипедному трафіку та здоров'ї населення. Ф. Шраус у [5] дослідив причинно-наслідковий вплив велосипедної інфраструктури на трафік і підтвердив ефективність підходу DiD у поєднанні з просторовими контролями. Крім того, низка емпіричних досліджень у США та Європі показали, що розширення велосипедної мережі сприяє зростанню попиту на системи оренди велосипедів, що підтверджує релевантність цього методу для вивчення міських інтервенцій у транспортній сфері.

Виділення недосліджених частин загальної проблеми. Попри помітний прогрес у використанні моделей часових рядів, зокрема SARIMA, для прогнозування велосипедного трафіку більшість існуючих досліджень зосереджується на довгострокових тенденціях та впливі метеорологічних факторів. Натомість питання комплексної оцінки локальних інфраструктурних змін, які відбуваються на окремих ділянках доріг, залишаються менш дослідженими. Зокрема, є обмежена кількість робіт, що аналізують ефективність реконструкції чи переоблаштування окремих транспортних артерій із використанням методів Difference-in-Differences (DiD) [4; 5]. Це створює дослідницьку нішу для поєднання прогностичних можливостей моделей часових рядів та казуальних підходів, спрямованих на аналіз конкретних урбаністичних інтервенцій.

Можна зауважити, що згадані роботи [4; 5] зосереджувалися переважно на оцінці безпеки або загального зростання поїздок, тоді як структурні зміни в часових рядах велосипедного трафіку після інфраструктурних інтервенцій розглянуті недостатньо. Поєднання прогностичної моделі на основі часових рядів (SARIMA) із причинно-наслідковими підходами (DiD) не було розглянуто комплексно в жодній із згаданих статей. А

використання саме такої комбінації дозволяє одночасно оцінити як динаміку, так і ефект інтервенції. У цьому контексті ця стаття робить внесок, комбінуючи класичні моделі часових рядів і сучасні квазіекспериментальні методи для глибшого розуміння ефектів реконструкції велоінфраструктури.

Метою статті є оцінка впливу введення відокремленої велодоріжки на Бруклінському мосту на інтенсивність велотрафіку та розвиток міської велосипедної транспортної системи з використанням методів часових рядів і каузального аналізу Difference-in-Differences (DiD).

Виклад основного матеріалу. Термінологія та понятійний апарат, використані у статті, повністю відповідають і узгоджуються з термінологією, викладеною у класичних підручниках та навчальних посібниках з аналізу часових рядів, SARIMA та методики Difference-in-Differences (DiD) [6-9].

Аналіз даних проводився за допомогою мови програмування Python і є доступним для перегляду у репозиторії [10]. Для проведення аналізу було використано відкриті дані (див. [10; 11]) про перетини велосипедистами Бруклінського та Мангеттенського мостів за період із грудня 2013 року по грудень 2024 року за кожен місяць. Як видно з рис. 1, як у випадку Бруклінського моста, так і у випадку Мангеттенського, спостерігається чітка сезонність, що свідчить про те, що ці два часові ряди не є стаціонарними. Для застосування моделі SARIMA необхідно спочатку підібрати її параметри d , D , q , Q . Для визначення цих параметрів було проведено автокореляційний (ACF) та частковий автокореляційний (PACF) аналізи часового ряду. Продиференціювавши часовий ряд один раз ($d = 1$) було забезпечено стаціонарність, що підтверджується тестом Дікі-Фуллера ($p = 0.007 < 0.05$). Оскільки спостерігається сезонна компонента з періодом 12 місяців, було застосовано сезонне диференціювання порядку $D = 1$ з лагом $s = 12$.

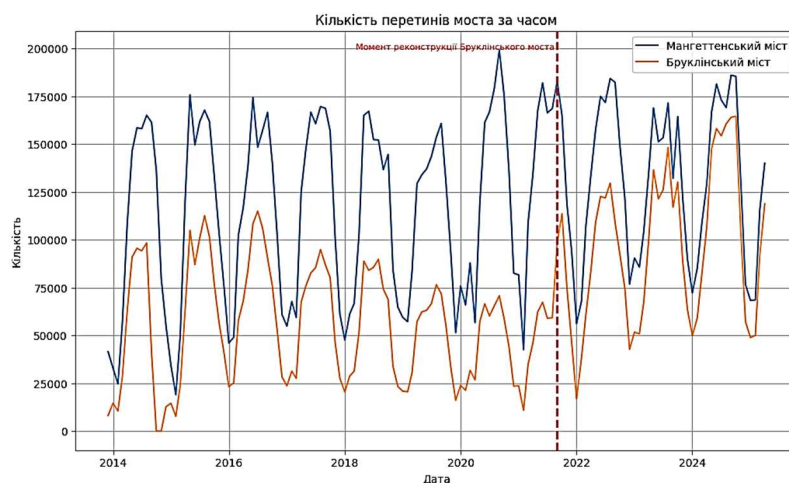


Рис. 1. Кількість щомісячних перетинів Бруклінського та Мангеттенського мостів за досліджуваний період

Джерело: розроблено авторами.

На рис. 2 зображено графіки ACF та PACF для продиференційованого ряду. На графіку звичайної частини PACF видно значущі піки на перших двох лагах, що свідчить про доцільність включення не сезонної МА-компоненти порядку $q = 2$. Також PACF показує значущий пік на першому лагу, тому до моделі додано AR-компоненту порядку $p = 1$. Сезонні піки на лагах, кратних 12, спостерігаються як на ACF, так і на PACF, що обґрунтовує використання сезонної AR-компоненти порядку $P = 1$ та сезонної МА-компоненти порядку $Q = 1$. Таким чином, оптимальною виявилася модель виду SARIMA(1,1,2)(1,1,1)₁₂, яка адекватно відображає як трендові, так і сезонні коливання у велосипедному трафіку Бруклінського моста.

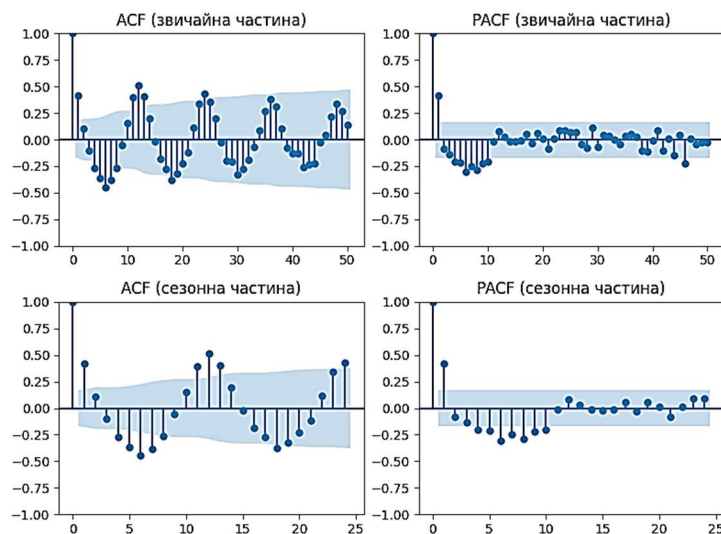


Рис. 2. Графіки автокореляції (ACF) та часткової автокореляції (PACF)
Джерело: розроблено авторами.

Зауважимо, що з метою верифікації адекватності обраної моделі було проведено її порівняння з іншими наборами специфікацій $SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_{12}$. Так, було виявлено, що інформаційний критерій Акайке (AIC) й інформаційний критерій Байєса (BIC) досягають найнижчих значень для моделі $SARIMA(1,2,1)(1,1,2)_{12}$ ($AIC=188,14$, $BIC=199,73$) проти ($AIC=864,49$, $BIC=879,23$) для $SARIMA(1,1,2)(1,1,1)_{12}$. Формально така поведінка свідчить про кращу якість моделі $SARIMA(1,2,1)(1,1,2)_{12}$, але було прийнято рішення для аналізу зупинитись на моделі $SARIMA(1,1,2)(1,1,1)_{12}$ з метою кращого відображення сезонної компоненти та забезпечення стабільніших результатів на післяінтервенційному періоді, адже саме ці фактори є критичними для контексту транспортного прогнозування.

Візуалізація декомпозиції часового ряду (рис. 3) дозволяє розібрати ряд на компоненти – тренд, сезонність та відхилення – і допомагає зрозуміти його властивості.

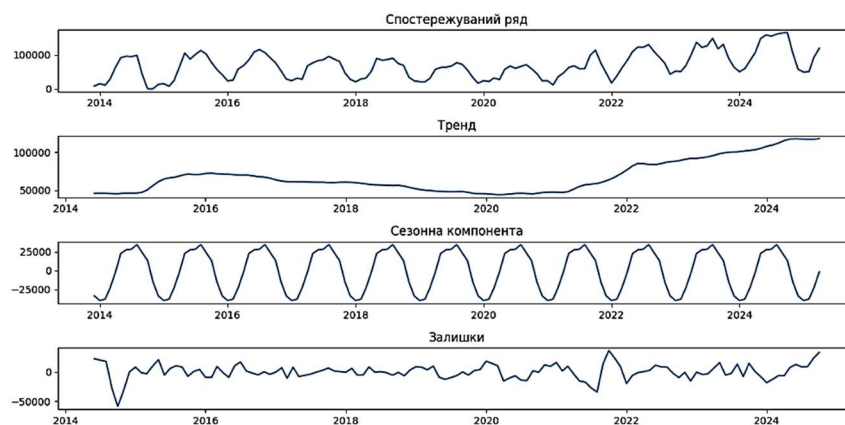


Рис. 3. Графіки декомпозиції часового ряду

Джерело: розроблено авторами.

Графік спостережуваного ряду зображує кількість велосипедистів, що перетнули міст за кожен місяць. З візуалізації графіка тренду можна помітити, що з 2016 року до 2021 спостерігається загальне зниження тренду, що вказує на спад у перетинах мосту протягом цього періоду. Проте після 2021 року спостерігається початок зростання тренду, що може свідчити про позитивну динаміку розвитку перетину мосту. На графіку сезонності можна побачити циклічні зміни в даних, які пов'язані із сезонними факторами. Наприклад, видно

регулярні зміни в перетинах мосту, що пов'язані з порою року. Останній із графіків відображає залишкові компоненти, що залишаються після видалення тренду та сезонності з оригінальних даних. Сильний стрибок у вересні 2021 року може свідчити про виняткову подію або важливий фактор, що вплинув на перетин мосту в цей період.

Отже, ця візуалізація допомагає розібрати часовий ряд на різні складові та виявити в них певні закономірності, що є потрібним для аналізу та прогнозування динаміки перетинів Бруклінського мосту.

Побудова прогнозної моделі, її оцінка та аналіз. Для перевірки правильного прогнозування було обрано проміжок від грудня 2013 до грудня 2019 року, який виступає як тренувальні дані, модель SARIMA навчалася на історичних даних, тобто даних, які були зібрані протягом цього періоду. Після навчання модель використовується для прогнозування значень часового ряду на майбутній період, у такому випадку – на цілий 2020 рік та січень-червень 2021 року. Такий період був вибраний з метою перевірки точності моделі на даних, які передували моменту реконструкції (вересень 2021).

На рис. 4 зображено графік прогнозованих і фактичних значень, де можна помітити, що прогнозовані дані та реальні дані досить близькі одне до одного на більшій частині проміжку. Це свідчить про те, що модель SARIMA виявилася досить ефективною у прогнозуванні значень часового ряду на майбутній період, особливо на основі даних, які були використані для її навчання. Такий близький збіг між прогнозованими та фактичними значеннями свідчить про те, що модель може бути корисною для передбачення майбутніх тенденцій та динаміки часового ряду.

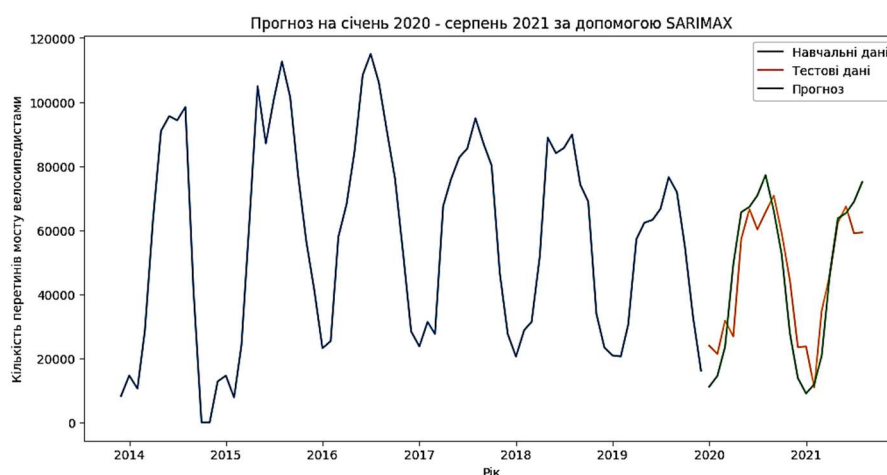


Рис. 4. Прогнозування динаміки велотрафіку на Бруклінському мосту за допомогою моделі SARIMA: навчальні та тестові дані в порівнянні з прогнозом
Джерело: розроблено авторами.

Отримані показники точності ($MAPE \approx 25,5\%$) свідчать про достатню здатність моделі відтворювати динаміку велосипедного трафіку. У випадку задач міського транспортного прогнозування, де значний вплив мають зовнішні чинники (погодні умови, пандемія COVID-19, зміни інфраструктури), така похибка є очікуваною і допустимою. Отримане значення середньоквадратичної похибки RMSE ($\approx 10,4$ тис. перетинів) відображає масштаб розбіжності в кількостях перетинів, але попри це модель коректно відображає загальний тренд та сезонні коливання, що підтверджує її застосовність для практичних прогнозів. Загалом модель адекватно відтворює трендові та сезонні компоненти, проте спостерігається незначне хибне оцінювання пікових значень, що властиво для моделей класу SARIMA у випадках із вираженою сезонністю та різкими стрибками.

Прогнозна модель SARIMA дає можливість розуміти тенденції та передбачати динаміку часового ряду на підставі минулих даних [12]. Для оцінки впливу реконструкції модель SARIMA навчалася виключно на доінтервенційних даних (грудень 2013 – червень 2021), після чого виконано зовнішнє прогнозування до грудня 2024 року. На рис. 5 зображено ситуацію з перетинами мосту у період з грудня 2013 року до грудня 2024 року, ми бачимо, що прогнозовані значення часового ряду, починаючи з вересня 2021 року, суттєво нижчі за фактичні дані. Це свідчить про те, що прогнозована модель недооцінила реальну кількість перетинів мосту в той період часу, що підтверджується і отриманими показниками точності: $MAPE \approx 51\%$, $RMSE \approx 54\,984,5$ перетину.

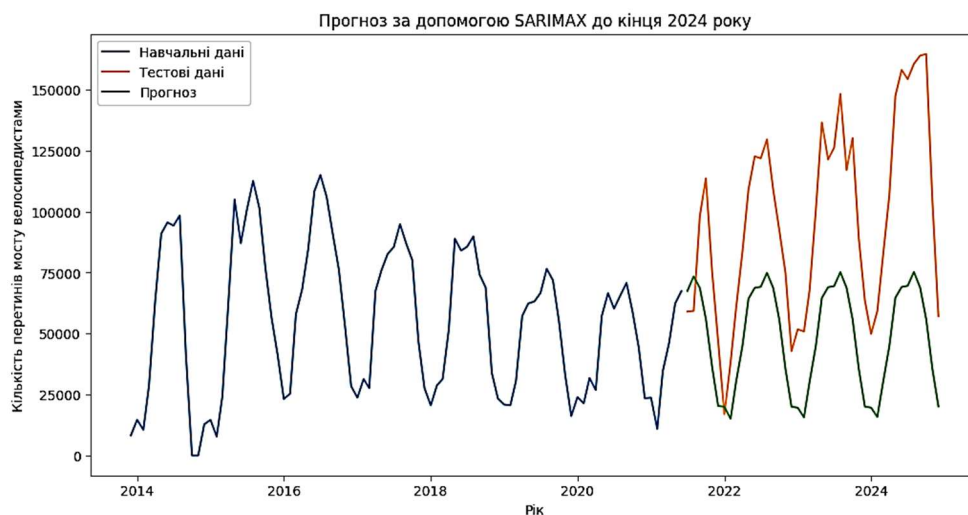


Рис. 5. Прогноз динаміки велотрафіку на Бруклінському мосту за допомогою моделі SARIMA до кінця 2024 року

Джерело: розроблено авторами.

Порівняння моделі із бенчмарками. Додатково для оцінки впливу структурного зсуву в даних, що був викликаний реконструкцією Бруклінського мосту у вересні 2021 року, період прогнозування було поділено на короткостроковий горизонт тривалістю 12 місяців (вересень 2021 – серпень 2022) та повний післяінтервенційний період (вересень 2021 – грудень 2024). Такий поділ дозволяє порівняти точність прогнозів SARIMA до та після потенційних змін у структурі даних, щоб виявити, чи погіршення точності пов'язане з неврахуванням зсуву. Очікується, що реконструкція мосту могла спричинити стійке зростання велотрафіку, що не було враховано моделлю SARIMA, навченої на даних до червня 2021 року, тоді як бенчмаркові моделі (сезонне наївне та ETS) можуть виявитися стійкішими до таких змін завдяки їхній простоті або адаптивності [12].

Сезонне наївне прогнозування виступає базовим методом, який повторює останнє спостереження для кожного сезонного періоду, забезпечуючи просту перевірку стійкості сезонних закономірностей без урахування трендів чи автокореляції. На практиці цей метод передбачає взяття останнього значення для кожного місяця з тренувальних даних і використання його для прогнозування відповідних місяців у майбутньому, що робить його ефективним для оцінки складніших моделей. Натомість модель ETS уже враховує компоненти помилки, тренду та сезонності через експоненційне зважування попередніх спостережень, що робить її більш гнучкою порівняно з наївним методом [13]. ETS працює шляхом оцінки параметрів згладжування (альфа для рівня, бета для тренду, гамма для сезонності) шляхом максимізації правдоподібності, що дозволяє адаптуватися до

адитивних або мультиплікативних структур даних. Таким чином, запропоновані бенчмарки є відповідними для перевірки складних авторегресійних моделей, таких як SARIMA, шляхом порівняння їхньої здатності обробляти нестационарність або зрушення.

У табл. 1 наведено основні метрики оцінки точності прогнозування для трьох моделей (SARIMA, ETS, сезонне наївне прогнозування) на трьох часових горизонтах: короткостроковому (вересень 2021 – серпень 2022), післяінтервенційному (вересень 2021 – грудень 2024) та повному тестовому періоді (липень 2021 – грудень 2024). Метрики включають: RMSE (Root Mean Squared Error), що вимірює середню величину помилок прогнозу, надаючи більшу вагу більшим відхиленням; MAE (Mean Absolute Error), що відображає середню абсолютну різницю між прогнозами та фактичними значеннями; MAPE (Mean Absolute Percentage Error), яка показує відносну похибку прогнозу у відсотках. Ці метрики дозволяють оцінити, як моделі справляються з прогнозуванням велосипедного трафіку після реконструкції Бруклінського мосту у вересні 2021 року, яка, ймовірно, спричинила структурний зсув у даних через збільшення велотрафіку.

Таблиця 1 – Порівняння метрик моделі SARIMA та бенчмарків

Період	Модель			
	Метрика	SARIMA	ETS	Сезонне наївне прогнозування
Короткий горизонт	RMSE	38 830,0	51 448,0	42 128,9
	MAPE	43 %	55 %	46 %
	MAE	35 845,7	46 949,4	38 523,5
Післяінтерв. період	RMSE	49 222,1	83 640,2	56 817,4
	MAPE	44 %	79 %	52 %
	MAE	44 009,1	76 507,5	51 500,9
Весь період	RMSE	50 383,1	81 635,2	55 456,9
	MAPE	46 %	76 %	50 %
	MAE	45 694,4	73 113,7	49 227,1

Джерело: розроблено авторами.

Аналіз результатів (табл. 1) свідчить, що модель SARIMA систематично перевершує бенчмаркові підходи за основними метриками точності за всі три розглянуті періоди. Зокрема, значення RMSE, MAPE та MAE для SARIMA залишаються нижчими, що підтверджує її здатність адекватно враховувати сезонні та трендові компоненти. Водночас, попри відносну стійкість, SARIMA демонструє погіршення якості прогнозування після інтервенції. Це означає, що хоча SARIMA є точнішою, ніж базові методи, вона все ж таки залишається вразливою до непередбачуваних змін у динаміці велотрафіку, пов'язаних із зовнішніми подіями чи інфраструктурними трансформаціями.

Для додаткового підтвердження зсуву проведемо аналіз CUSUM/CUSUMSQ (рис. 6), що дозволяють виявити момент і характер змін у даних [12, 13]. Кумулятивні тести CUSUM (Cumulative Sum) та CUSUMSQ (Cumulative Sum of Squares) були запропоновані Брауном, Дурбіном та Евансом у праці [14]. Тест CUSUM базується на кумулятивній сумі нормованих резидуалів і призначений для перевірки стабільності середнього рівня помилок, тоді як CUSUMSQ аналізує кумулятивну суму квадратів резидуалів для виявлення змін у дисперсії. Довірчі межі для тестів обчислювалися з 5 %-им рівнем значущості та з урахуванням кількості спостережень ($T \approx 40$), що дозволяє оцінити, чи лінії виходять за межі $\pm 0,948 \sqrt{T}$ для CUSUM.

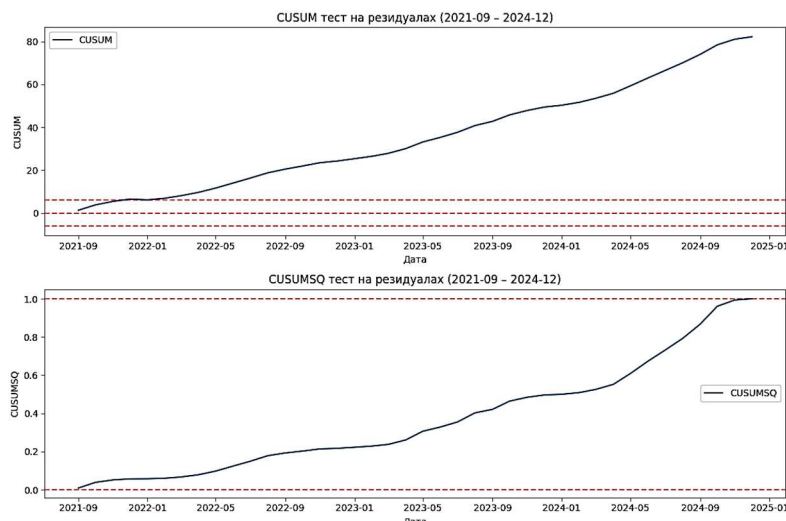


Рис. 6. CUSUM і CUSUMSQ на резидуалах (вересень 2021 – грудень 2024)
Джерело: розроблено авторами.

Аналіз графіка CUSUM показав, що кумулятивна сума резидуалів починає поступово зростати з вересня 2021 року, але значно виходить за верхню довірчу межу приблизно з травня-червня 2022 року, досягаючи значення близько 70-80 до кінця 2024 року. Це свідчить про систематичний зсув у рівні резидуалів, де модель SARIMA недооцінює фактичні значення велотрафіку, що може бути пов'язано з ефектом реконструкції Бруклінського мосту, яка, ймовірно, спричинила стійке зростання трафіку через покращення інфраструктури. Такий поступовий, але стійкий вихід за межі підтверджує гіпотезу про структурний злам, що накопичується з часом [15].

Графік CUSUMSQ демонструє лінійне зростання кумулятивної суми квадратів резидуалів до середини 2023 року, після чого спостерігається прискорення, з досягненням значення близько 1,0 раніше, ніж наприкінці періоду. Це свідчить про зміну дисперсії помилок прогнозу, що може відображати зростання волатильності даних велотрафіку, наприклад, через нові сезонні патерни чи додаткові фактори впливу після реконструкції. Загалом, результати кумулятивних тестів підтверджують наявність структурного зсуву, який не було враховано моделлю SARIMA, навченої на даних до червня 2021 року. На основі цього в майбутніх дослідженнях доцільним є включення інтервенційних змінних для покращення прогнозів моделі SARIMA.

Казуальний аналіз із допомогою DiD. Для оцінки причинно-наслідкового ефекту реконструкції Бруклінського мосту на велотрафік було використано метод різниць у різницях (Difference-in-Differences, DiD), який порівнює зміни в групі обробки (Бруклінський міст) з контрольною групою (Мангеттенський міст, де велодоріжка була відокремлена у 2004 році). Використання DiD обґрунтоване його здатністю оцінювати казуальний ефект у природному експерименті з двома групами (групі обробки та контрольній) і двома періодами (до та після реконструкції) [16]. Основний результат дослідження показує статистично значущий позитивний ефект реконструкції велодоріжки на Бруклінському мосту. DiD оцінка дорівнює 26 713 додаткових велосипедних поїздок на місяць ($SE = 4\,516$, $p < 0,001$). Також 95 %-ий довірчий інтервал для цього ефекту становить [17 862; 35 564] поїздок на місяць.

Зауважимо, що для застосування цього методу обов'язковим є виконання умови паралельності трендів. Перевірка припущення про паралельні тренди проводилася для періоду з грудня 2013 до липня 2020 року, оскільки подальший період (серпень 2020 – вересень 2021) характеризувався значним впливом пандемії COVID-19 як екзогенного стресового фактору. Тест паралельних трендів підтвердив валідність використання DiD підходу: коефіцієнт взаємодії $Treatment \times Time$ становив $-214,01$ з $p = 0,084 > 0,05$, що свідчить про відсутність

статистично значущих відмінностей у трендах між мостами до початку пандемії. Для додаткової перевірки умови паралельності побудовано графік динаміки середніх значень місячного велотрафіку в доінтервенційний період (рис. 7). Візуальна оцінка отриманого графіка узгоджується з результатами формального тесту і підтверджує гіпотезу про паралельність трендів. Крім того, виконано оцінку на підвибірці, з якої повністю вилючено період пандемії. В обох випадках ефект реконструкції залишався статистично значущим і становив від + 20 до + 27 тис. поїздок на місяць ($p < 0,001$). Це дозволяє стверджувати, що зростання велотрафіку не може бути пояснене виключно пандемічними чинниками. Додавання цього контролю не змінює основних результатів: оцінений ефект реконструкції Бруклінського мосту залишається стабільним і статистично значущим, що підтверджує незалежність виявленого ефекту від пандемічних факторів.

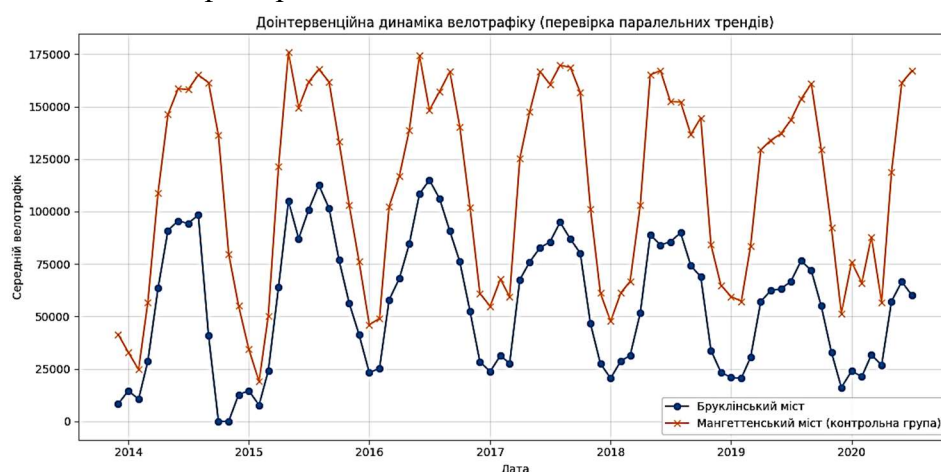


Рис. 7. Графік доінтервенційної динаміки середніх значень місячного велотрафіку для досліджуваної та контрольної груп

Джерело: розроблено авторами.

Також у модель було додано сезонні контролю (місячні фіксовані ефекти), що дало змогу відокремити вплив сезонності (холодна пора року – менше велосипедних поїздок) від впливу реконструкції. Результати (див. табл. 2) показали, що навіть після врахування циклічних коливань оцінка ефекту залишалася стабільною. Згідно з розрахунками, реконструкція призвела до відносного збільшення велосипедного трафіку на 48,4 % порівняно з базовим рівнем. Це свідчить про суттєве практичне значення втручання, яке виходить за межі статистичної значущості та має важливі наслідки для міської транспортної політики.

Таблиця 2 – Результати базової DiD регресії

Змінна	Коефіцієнт	Стандартна помилка (SE)	z-статистика	p-значення	95 %-ий довірчий інтервал
DiD ефект	26 713	4 516	5,92	<0,001	[17 862; 35 564]
Група обробки	-61 270	2 907	-21,08	<0,001	[-67 000; -55 560]
Післяінтервенційний період	17 950	2 818	6,37	<0,001	[12 400; 23 500]
COVID контроль	601	4 497	0,13	0,894	[-8 212; 9 414]
Сезонні ефекти (весна-літо)					
Березень	21 710	5 527	3,93	<0,001	[10 900; 32 500]
Квітень	49 760	5 559	8,95	<0,001	[38 900; 60 700]
Травень	80 510	5 554	14,50	<0,001	[69 600; 91 400]
Червень	87 510	5 576	15,69	<0,001	[76 600; 98 400]
Липень	85 890	5 343	16,07	<0,001	[75 400; 96 400]
Серпень	92 910	5 311	1,49	<0,001	[82 500; 103 300]
Константа	64 550	4 477	14,42	<0,001	[55 800; 73 300]

Джерело: розроблено авторами.

Тести на робастність. Тестування різних дат початку post-treatment періоду демонструє стабільність основного результату. Усі альтернативні специфікації показують статистично значущі додатні ефекти в діапазоні 22 887 – 27 055 поїздок на місяць, що підтверджує робастність основного висновку.

Окремий аналіз для теплої пори року (березень-серпень), коли велосипедна активність досягає свого піку, показав ще більший ефект у розмірі + 33 276 поїздок на місяць ($p < 0,001$). Це підтверджує, що позитивний вплив реконструкції особливо виражений у періоди найвищої велосипедної активності. Аналіз із повним виключенням періоду пандемії березень 2020-вересень 2021 показав ефект у розмірі + 20 469 поїздок на місяць ($p < 0,001$). Хоча цей результат дещо менший за основну оцінку, він залишається статистично та практично значущим (табл. 3).

Таблиця 3 – Тести на робастність

Тип тесту		DiD ефект	p-значення
Альтернативні точки початку post-treatment	Серпень 2021	22 887	<0,001
	Вересень 2021	25 206	<0,001
	Жовтень 2021 (фактична)	26 713	<0,001
	Листопад 2021	27 055	<0,001
Сезонність (березень-серпень)		33 276	<0,001
Повне виключення COVID періоду		20 469	<0,001

Джерело: розроблено авторами.

Висновки. Реконструкція Бруклінського мосту з відокремленням велодоріжки у вересні 2021 року мала значний позитивний вплив на велотрафік, що підтверджено DiD 26 713 поїздок на місяць ($SE = 4\,516$, $p < 0,001$) та тестами на робастність до початку післяінтервенційного періоду, сезонності та пандемії COVID-19. Ці результати свідчать про ефективність інфраструктурних змін для підвищення мобільності. Модель SARIMA виявила обмеження у врахуванні структурного зсуву після реконструкції, що підтверджено тестами CUSUM/CUSUMSQ, які вказали на злам із травня 2022 року. Це підкреслює необхідність адаптації моделей до інтервенційних ефектів. Рекомендується подальше дослідження з використанням інтервенційних моделей (наприклад, ARIMAX) та проведенням інших типів контролю, наприклад, синтетичного SCM. Досвід Бруклінського мосту може бути адаптований до українських міст, таких як Київ (міст Патона), із урахуванням місцевих даних і сезонних факторів. Проте варто зазначити, що ключовим елементом такої адаптації є не лише проектування інженерних рішень, але й систематичний збір даних про транспортний трафік як на досліджуваному мосту, так і на мості, який слугуватиме контрольною групою, ще до початку реконструкції з метою проведення подальшого аналізу. Це дозволить застосувати різноманітні методи оцінки ефективності впроваджених змін, зокрема і метод DID.

Заява про використання генеративного ШІ та технологій на основі ШІ у процесі написання тексту статті

При підготовці статті було використано Chat GPT і Grok для пошуку наукових статей за тематикою дослідження, перевірки Python-коду, оформлення графіків, а також виявлення та виправлення стилістичних і граматичних помилок у тексті. Весь згенерований контент був уважно переглянутий та відредагований, тому згідно з політикою компаній OpenAI та xAI ця стаття вважається інтелектуальною власністю її авторів і вони беруть на себе повну відповідальність за зміст публікації.

Список використаних джерел

1. Fishman, E. (2015). Cycling as transport. *Transport Reviews*, 36(1), 1-8. <https://doi.org/10.1080/01441647.2015.1114271>.
2. Piatkowski, D. P., & Marshall, W. E. (2015). Not all prospective bicyclists are created equal: The role of attitudes, socio-demographics, and the built environment in bicycle commuting. *Travel Behaviour and Society*, 2(3), 166-173. <https://doi.org/10.1016/j.tbs.2015.02.001>.

3. Buehler, R., & Dill, J. (2015). Bikeway Networks: A Review of Effects on Cycling. *Transport Reviews*, 36(1), 9-27. <https://doi.org/10.1080/01441647.2015.1069908>.
4. Winters, M., Branion-Calles, M., Therrien, S., et al. (2018). Impacts of bicycle infrastructure in mid-sized cities (IBIMS): Protocol for a natural experiment study in three Canadian cities. *BMJ Open*, 8, e019130. <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2017-019130>.
5. Schrauth, Philipp, The Causal Effect of Cycling Infrastructure on Traffic and Accidents: Evidence from Pop-Up Bike Lanes in Berlin. *Preprints*. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4333192>.
6. Box, G.E.P., Jenkins, G.M., Reinsel, G.C. and Ljung, G.M. (2016) *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. (5th ed.). Wiley Series in Probability and Statistics, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken.
7. Shumway, R.H. and Stoffer, D.S. (2017) *Time Series Analysis and Its Applications: With R Examples*. Fourth Edition, Springer Texts in Statistics, Springer, Cham.
8. Wei, W. W. S. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*. (2nd ed.). Pearson.
9. Hamilton, J. D. (1994) *Time Series Analysis*. Princeton University Press, Princeton. <https://doi.org/10.1515/9780691218632>.
10. Lysetska, O. (2025). *BrooklynBridgePaper*. GitHub. <https://github.com/OleksandraLysetska/BrooklynBridgePaper>.
11. New York City Department of Transportation. (2024). *Eco-Counter – Brooklyn Bridge and Manhattan Bridge cycling data*. <https://newyorkcitydot.eco-counter.com/site/300020904?year=2024&month=12>.
12. Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2021). *Forecasting: Principles and Practice*. (3rd ed.). OTexts. <https://otexts.com/fpp3/>.
13. Gardner, E. S., Jr. (2006). Exponential smoothing: The state of the art – Part II. *International Journal of Forecasting*, 22(4), 637-666. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.03.005>.
14. Brown, R. L., Durbin, J., & Evans, J. M. (1975). Techniques for testing the constancy of regression relationships over time. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 37(2), 149-192. <https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1975.tb01532.x>.
15. Zeileis, A., Leisch, F., Hornik, K., & Kleiber, C. (2003). strucchange: An R package for testing for structural change in linear regression models. *Journal of Statistical Software*, 7(2), 1-38. <https://doi.org/10.18637/jss.v007.i02>.
16. Angrist, J. D., & Pischke, J. S. (2009). *Mostly Harmless Econometrics: An Empiricist's Companion*. Princeton, NJ: Princeton University Press. <https://doi.org/10.1515/9781400829828>.

References

1. Fishman, E. (2015). Cycling as transport. *Transport Reviews*, 36(1), 1-8. <https://doi.org/10.1080/01441647.2015.1114271>.
2. Piatkowski, D. P., & Marshall, W. E. (2015). Not all prospective bicyclists are created equal: The role of attitudes, socio-demographics, and the built environment in bicycle commuting. *Travel Behaviour and Society*, 2(3), 166-173. <https://doi.org/10.1016/j.tbs.2015.02.001>.
3. Buehler, R., & Dill, J. (2015). Bikeway Networks: A Review of Effects on Cycling. *Transport Reviews*, 36(1), 9-27. <https://doi.org/10.1080/01441647.2015.1069908>.
4. Winters, M., Branion-Calles, M., Therrien, S., et al. (2018). Impacts of bicycle infrastructure in mid-sized cities (IBIMS): Protocol for a natural experiment study in three Canadian cities. *BMJ Open*, 8, e019130. <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2017-019130>.
5. Schrauth, Philipp, The Causal Effect of Cycling Infrastructure on Traffic and Accidents: Evidence from Pop-Up Bike Lanes in Berlin. *Preprints*. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4333192>.
6. Box, G.E.P., Jenkins, G.M., Reinsel, G.C. and Ljung, G.M. (2016) *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. (5th ed.). Wiley Series in Probability and Statistics, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken.
7. Shumway, R.H. and Stoffer, D.S. (2017) *Time Series Analysis and Its Applications: With R Examples*. Fourth Edition, Springer Texts in Statistics, Springer, Cham.
8. Wei, W. W. S. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*. (2nd ed.). Pearson.
9. Hamilton, J. D. (1994) *Time Series Analysis*. Princeton University Press, Princeton. <https://doi.org/10.1515/9780691218632>.
10. Lysetska, O. (2025). *BrooklynBridgePaper*. GitHub. <https://github.com/OleksandraLysetska/BrooklynBridgePaper>.

11. New York City Department of Transportation. (2024). *Eco-Counter – Brooklyn Bridge and Manhattan Bridge cycling data*. <https://newyorkcitydot.eco-counter.com/site/300020904?year=2024&month=12>.
12. Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2021). *Forecasting: Principles and Practice*. (3rd ed.). OTexts. <https://otexts.com/fpp3/>.
13. Gardner, E. S., Jr. (2006). Exponential smoothing: The state of the art – Part II. *International Journal of Forecasting*, 22(4), 637-666. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.03.005>.
14. Brown, R. L., Durbin, J., & Evans, J. M. (1975). Techniques for testing the constancy of regression relationships over time. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 37(2), 149-192. <https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1975.tb01532.x>.
15. Zeileis, A., Leisch, F., Hornik, K., & Kleiber, C. (2003). strucchange: An R package for testing for structural change in linear regression models. *Journal of Statistical Software*, 7(2), 1-38. <https://doi.org/10.18637/jss.v007.i02>.
16. Angrist, J. D., & Pischke, J. S. (2009). *Mostly Harmless Econometrics: An Empiricist's Companion*. Princeton, NJ: Princeton University Press. <https://doi.org/10.1515/9781400829828>.

Отримано 18.09.2025

UDC 656.1:796.6:519.866

**Olena Kuchkovska¹, Oleksandra Lystska²,
Lesia Fundak³**

¹Student of the Department of Mathematical Modeling of Social and Economics Processes
Ivan Franko National University of Lviv (Lviv, Ukraine)
E-mail: olena.ky92@ukr.net

²PhD in Mathematics, Associate Professor of the Department of Mathematical Modeling of Social and Economics Processes
Ivan Franko National University of Lviv (Lviv, Ukraine)
E-mail: oleksandra.lysetska@lnu.edu.ua. **ORCID:** <https://orcid.org/my-orcid?orcid=0009-0000-0730-7222>
ResearcherID: [OEO-3467-2025](https://orcid.org/0000-0001-5091-6971)

³Assistant of the Department of Mathematical Modeling of Social and Economics Processes
Ivan Franko National University of Lviv (Lviv, Ukraine)
E-mail: lesya.fundak@lnu.edu.ua. **ORCID:** <https://orcid.org/0000-0001-5091-6971>

EVALUATION OF THE EFFECTIVENESS OF SEPARATED BIKE LANES: A COMBINED TIME SERIES AND THE CAUSAL ANALYSIS APPROACH ON THE EXAMPLE OF THE BROOKLYN BRIDGE

This paper examines the impact of the September 2021 reconstruction of the Brooklyn Bridge in New York City, which introduced a separated bicycle lane, on urban cycling flows. To evaluate the causal effect of this intervention, we employ a combined methodological approach: Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) models for time series forecasting and a Difference-in-Differences (DiD) framework with the Manhattan Bridge, where a similar separation had been implemented much earlier, as the control group.

The SARIMA model demonstrated strong predictive performance in the pre-intervention period (MAPE $\approx$ 25,5 %, RMSE $\approx$ 10,400), capturing both seasonal and trend components of cycling traffic. However, following the intervention, forecast accuracy deteriorated substantially (MAPE $\approx$ 51 %, RMSE $\approx$ 55,000), indicating the presence of a structural break in the data. Complementary CUSUM and CUSUMSQ tests confirmed systematic underestimation of observed cycling flows starting in mid-2022, further supporting the hypothesis of a lasting structural shift caused by the infrastructure change.

Causal inference through DiD analysis revealed a statistically significant and robust positive effect of the separated bike lane: an estimated increase of approximately 26,700 additional trips per month ($p < 0,001$), corresponding to a relative growth of 48,4 % compared to the baseline level. Robustness checks, including alternative intervention dates, exclusion of the COVID-19 period, and seasonal subsamples, consistently confirmed the magnitude and significance of the treatment effect.

These findings highlight the substantial benefits of investments into the bicycle infrastructure, showing that the introduction of separated cycling lanes can significantly reshape urban mobility patterns. The integration of SARIMA forecasting with DiD causal inference provides a comprehensive framework for evaluating the effectiveness of urban transport interventions, accounting for both predictive accuracy and causal interpretation. Future research should focus on extending this framework with intervention-based ARIMAX models and synthetic control methods to further isolate exogenous shocks and structural changes. The Brooklyn Bridge case offers practical insights for urban policymakers worldwide and may serve as a valuable reference for Ukrainian cities, such as Kyiv, when planning the reconstruction of the Paton Bridge with integrated cycling infrastructure.

Keywords: cycling infrastructure; SARIMA; Difference-in-Differences; CUSUM/CUSUMSQ; forecasting; robustness.

Fig.: 7. **Table:** 3. **References:** 16.