

## «БРИДЖ»-МОДЕЛЬ КВАРТАЛЬНОГО ПРОГНОЗУ ВВП УКРАЇНИ

### BRIDGE MODEL OF UKRAINIAN QUARTERLY GDP FORECAST

УДК 330.43:330.55

<https://doi.org/10.32843/infrastruct40-13>**Зомчак Л.М.**

к.е.н., доцент,  
доцент кафедри економічної  
кібернетики  
Львівський національний університет  
імені Івана Франка

**Ракова А.С.**

магістр  
Львівський національний університет  
імені Івана Франка

**Zomchak Larysa**

Ivan Franko National University of Lviv

**Rakova Anastasia**

Ivan Franko National University of Lviv

У статті реалізовано модель коротко-строчкового прогнозу ВВП України на основі десяти показників соціально-економічного стану України з I кварталу 2002 року по II квартал 2019 року. Оскільки вхідна статистика зібрана з різною частотою (ВВП – це квартальний показник, а, наприклад, індекс споживчих цін чи середня заробітна плата оприлюднюється щомісяця), то застосовано «бридж»-модель, яка з'єднує змінні різної частоти. За допомогою процедури автоматичного вибору моделі "PCGets", що базується на стратегії моделювання «від загального до конкретного», кількість показників для квартального прогнозу ВВП скорочено до чотирьох, таких як капітальні інвестиції, імпорт, реальні доходи населення та обсяг сільськогосподарської продукції. Отриманий за допомогою «бридж»-моделі квартальний прогноз ВВП України у псевдореальному часі на II квартал 2019 року на 0,04% відхиляється від емпіричного значення ВВП, що свідчить про високу якість прогнозу.

**Ключові слова:** реальний ВВП, «бридж»-модель, «бридж»-рівняння, прогноз, різночасотні дані, наукастинг.

В статті реалізована модель коротко-строчкового прогнозу ВВП України на основі десяти показателів соціально-економічного стану України з I квартала 2002 года по II квартал 2019 года. Поскольку входящая статистика собрана с разной частотой (ВВП – это квартальный показатель, а, например, индекс потребительских цен или средняя заработная плата обнаруживается ежемесячно), то применена «бридж»-модель, которая соединяет переменные разной частоты. С помощью процедуры автоматического выбора модели "PCGets", которая базируется на стратегии моделирования «от общего к частному», количество показателей для квартального прогноза ВВП сокращено до четырех, таких как капитальные инвестиции, импорт, реальные доходы населения и объем сельскохозяйственной продукции. Полученный с помощью «бридж»-модели квартальный прогноз ВВП Украины в псевдореальном времени на II квартал 2019 года на 0,04% отклоняется от эмпирического значения ВВП, что свидетельствует о высоком качестве прогноза.

**Ключевые слова:** реальный ВВП, «бридж»-модель, «бридж»-уравнение, прогноз, разночастотные данные, наукастинг.

GDP as the main indicator of the country's economic development is used by structures on the macro level for making managerial decisions. However, the official value of the Ukrainian GDP is published by the State Statistics Service with the quarterly periodic, so for decision-making between the publishing periods the forecasts are used. Such sort term predictions for the near future or the recent past in economics are called nowcastings. The article implements the short-term forecast model of Ukraine's GDP based on ten indicators of socio-economic condition of Ukraine, namely: real GDP, industrial output, capital investment, average wage, retail turnover, agricultural output, consumer price index and producer price index of industrial output, export and import of goods and services. The indicators are collected for the period from the first quarter of 2002 to the second quarter of 2019. Since the input statistics are collected with different frequency (GDP is a quarterly indicator, and, for example, consumer price index or average wage is disclosed monthly), the bridge model is applied, which combines variables of different frequency. In general, the main equation of the bridge model (bridge equation) can be represented as an autoregressive distributed lag model (ADL). Standard bridge models are in the form of simple linear equations, it makes it easier to understand the relationship between the included indicators and the forecast, but bridge models can include a small number of explanatory variables. By means of the procedure of automatic selection of the "PCGets" model based on the "from general to specific" modeling approach, the number of indicators for the quarterly GDP forecast is reduced from ten to four, namely, capital investment, imports, real household income and agricultural output. The forecast of the Ukrainian GDP for the next three quarters is estimated with the bridge model. The quarterly forecast of Ukraine's GDP in pseudo real time for the 2nd quarter of 2019 received with the bridge model deviates by 0.04% from the empirical value of GDP, which indicates the high quality of the forecast.

**Key words:** real GDP, bridge model, bridge equation, forecast, mixed frequency data, nowcasting.

**Постановка проблеми.** Офіційну статистику щодо ВВП України оприлюднюють із квартальною частотою та затримкою, пов'язаною зі специфікою опрацювання статистичної інформації. Більш того, перше оприлюднене значення ВВП зазвичай є першою оцінкою, а пізніше часто уточнюється. Однак для ухвалення рішень на макро-рівні, особливо у сфері кредитно-фінансової політики, потрібно володіти оперативною інформацією щодо динаміки макроекономічного стану в країні, тому виникає потреба прогнозувати значення макроекономічних показників на поточний період, такі прогнози відомі як наукастинги.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Задля поточного прогнозу ВВП необхідно звернути увагу на макроекономічні показники, які впливають на ВВП та доступні набагато швидше, ніж оприлюднені значення реального ВВП, тобто такі, які оприлюднюють, наприклад, щомісяця. Як правило,

це такі показники, як обсяг промислового виробництва, реальний обсяг роздрібного товарообігу, опитування підприємств та споживачів, фінансові показники. Тоді щомісячні показники можна конвертувати до квартальної частоти та використати в моделі. Такі моделі успішно застосовують для прогнозування економічної активності розвинених країн (наприклад, К. Бенковскіс [1] використовує «бридж»-моделі, щоби прогнозувати зростання ВВП в Латвії, С. Ріетте [2] застосував «бридж»-модель для прогнозу ВВП Бельгії, С. Маріано – Філіпін [3]). Г. Руїнстлер та Ф. Седилот [4] доходять висновку, що ці моделі значно підвищують якість прогнозів порівняно з традиційними прогнозами за допомогою ARIMA-моделі. А. Баффігі та інші науковці [5] зазначають, що отримані результати кращі, ніж ті, що отримані за іншими одномірними моделями, якщо доступні щомісячні показники прогнозного періоду. С. Шумахер порівняв два підходи

до опрацювання даних різної частоти, а саме MIDAS та «брідж»-модель, на основі даних щодо Єврозони [6]. М. Дірон [7] використовує «брідж»-модель для оцінювання псевдоданих у режимі реального часу, а також оцінює відносну важливість чотирьох можливих помилок вимірювання для процесу прогнозування (специфікація моделі, неправильна екстраполяція щомісячних даних, щомісячні зміни до інформації та перегляд ВВП).

Під час роботи з «брідж»-моделями (з огляду на те, що вони можуть включати невелику кількість чинників) дуже важливо визначити найбільш інформативні змінні серед набору показників. Згідно з роботою Дж. Бай і С. Нг [8] додаткові показники (отже, додаткові прогнози) можуть погіршити точність прогнозу та тільки додають шуму. А. Гірардзі зі співавторами [9] підтвердив, що таргетування предикторів є найкращим способом для поліпшення прогнозу, як і Т. Кітлінські [10]. Д. Лампроу [11] підтвердив, що трьох найважливіших місячних індикаторів достатньо для прогнозу квартального ВВП Греції. Т. Готз та Т. Кнещ [12] інтегрували, окрім економічних показників, результати пошуку в «Гуглі» задля отримання прогнозу ВВП Німеччини.

Р. Голінелі та Г. Парігі [13] будували «брідж»-моделі для кожного з основних компонентів ВВП, для яких вхідні змінні вибирались за допомогою процедури автоматичного вибору, що дає змогу економетрично використовувати велику кількість макроекономічних часових рядів. Ця процедура, яка називається «від загального до конкретного», була реалізована за допомогою автоматичного вибору в роботі К. Хувер та С. Перез [14], а також поліпшена такими авторами, як Х. Кролзіг та Д. Генрі [15]. Такі моделі оцінюються з використанням квартальних середніх місячних даних як пояснювальних змінних.

**Постановка завдання.** Задля квартального прогнозу ВВП України зібрано статистику про реальний ВВП, обсяг промислової продукції, капітальних інвестицій, експорт та імпорт товарів та послуг, обіг роздрібною торгівлю, середню заробітну плату, індекс споживчих цін та індекс цін виробників промислової продукції, обсяг продукції сільськогосподарства та доходи населення з I кварталу 2002 року по II квартал 2019 року [16; 17]. Оскільки статистика зібрана з різною частотою (деякі показники квартальні, а інші щомісячні), то для прогнозу потрібно застосувати один із методів роботи на різночастотних даних. «Брідж»-моделі – це лінійні регресійні моделі, які з'єднують (звідси слово «брідж» у назві, що означає «міст» у перекладі з англійської) змінні більшої частоти (у нашому разі ті, що зібрані зі щомісячною частотою) та змінні меншої частоти (квартальні), що дає змогу отримувати ранні оцінки прогнозу змінних більшої частоти.

**Виклад основного матеріалу дослідження.** Загалом головне рівняння моделі («брідж»-рівняння) можна представити як авторегресійну дистрибутивно-лагову модель (ARDL):

$$Y_{t+h} = \mu + \sum_{j=1}^p \rho_j Y_{t-j} + \sum_{i=1}^n \sum_{j=0}^q \beta_{i,j} X_{i,t-j}^Q + \varepsilon_t, \quad (1)$$

де  $Y_t$  – квартальні прогнози значення;  $\mu$  – константа;  $\beta_{ij}$  – параметри авторегресії;  $\rho_j$  – коефіцієнти моделі;  $X_{i,t}^Q$  – набір щомісячних предикторів, зведених до квартальної частоти;  $p$  – кількість періодів авторегресії;  $n$  – кількість предикторів;  $q$  – кількість лагів для пояснювальних змінних.

Такі параметри як константа  $\mu$ , параметри  $\rho_j$  та коефіцієнти  $\beta_{ij}$  оцінюються за допомогою звичайного методу найменших квадратів.

Стандартні «брідж»-моделі мають перевагу з точки зору їх інтерпретації. Оскільки вони мають форму простих лінійних рівнянь, це полегшує розуміння зв'язку між включеними показниками та прогнозом, значно спрощує оцінювання поточної економічної ситуації на основі обмеженої кількості розширених показників. Серед недоліків «брідж»-моделей варто назвати той факт, що вони можуть включати лише невелику кількість пояснювальних змінних, що спричиняє проблему вибору показників та ризик нехтувати деякими показниками, які б могли покращити точність прогнозу.

У літературі можна зустріти різні методи відбору змінних для моделі. Алгоритм вибору, який часто використовується в рамках «брідж»-моделей, запропонований у роботі Х. Кролзіг та Д. Генрі [15], є загальноприйнятою стратегією моделювання, що має назву «PCGets». Цей алгоритм починається із загальної необмеженої моделі, яка зазвичай визначається на основі примітивних економетричних моделей, що оцінюються за допомогою методу найменших квадратів. Неefективні змінні видаляються послідовно та роблять цикл тестів, щоби перевірити правильність скорочення. На останньому етапі порівнюються моделі, щоби вибрати остаточну модель.

Головний недолік цієї процедури полягає в необхідності попереднього відбору обмеженої кількості змінних (для забезпечення достатньої кількості ступенів вільності). Ф. Седілот та Н. Пейн [18] запропонували спосіб усунення цього недоліку шляхом формування рейтингу довільного набору предикторів на основі відношення детермінації для моделі з ВВП як предиктора. На наступному кроці будують ARDL-модель з усіх можливих комбінацій чотирьох перших в рейтингу змінних. Цей метод відомий як метод із «жорстким порогом».

Метод із «м'яким порогом» (алгоритм еластичної сітки) запропонували Х. Зоу та Т. Хестлі [19]. Він доповнює стандартну лінійну модель штрафами й дає змогу встановити нульові коефіцієнти для неінформативних змінних, тому модель може включати довільну кількість змінних.

Застосуємо процедуру автоматичного вибору моделі, що базується на стратегії моделювання «від загального до конкретного» й називається “PCGets”, де виокремлюють загальну вихідну модель, що містить усі релевантні змінні, включаючи максимальну довжину лагу незалежних та залежних змінних. Процедура автоматичного вибору моделі складається з чотирьох основних етапів:

– оцінювання параметрів та тестування загальної вихідної моделі;

– процес попереднього пошуку для видалення незначущих змін у загальній вихідній моделі;

– процедура багатопроменевого пошуку, яка генерує унікальну модель;

– тестування отриманих результатів для перевірки надійності.

Серед рівнянь, вибраних процедурою “PCGets”, зберігаються тільки деякі залежно від їх статистичних властивостей та економічного змісту. Рівняння з нелогічними знаками коефіцієнтів відкидаються.

Таблиця 1

Середньоквадратичні помилки моделей

Показник	I	II	III	AR	Примітивні моделі
Реальний ВВП	0,32	0,31	0,23	0,38	0,51
Обсяг промислової продукції	0,49	0,47	0,45	0,57	0,68
Капітальні інвестиції	1,14	1,07	0,71	1,28	1,73
Середня заробітна плата	1,56	1,48	1,21	1,44	2,52
Обіг роздрібною торгівлі	0,63	0,57	0,55	0,67	0,76
Обсяг сільськогосподарської продукції	0,41	0,41	0,34	0,45	0,59
ІЦВ	0,26	0,19	0,19	0,33	0,45
ІСЦ	0,23	0,23	0,23	0,23	0,28
Доходи населення	0,8	0,77	0,71	0,87	1,24
Експорт товарів і послуг	1,23	1,13	1,13	1,31	1,54
Імпорт товарів і послуг	1,46	1,32	1,27	1,62	2,07

Таблиця 2

Оцінені параметри «брідж»-моделі для реального ВВП України

Змінна	Коефіцієнт	Std. Error	t-Statistic	Prob.
Доходи населення	0,1146	0,0416	2,7544	0,0064
Імпорт	1,4428	0,0656	21,9872	0,0000
Капітальні інвестиції	0,5704	0,0965	5,9059	0,0000
Сільське господарство	0,3319	0,0602	5,5186	0,0000
R-squared	0,9836			

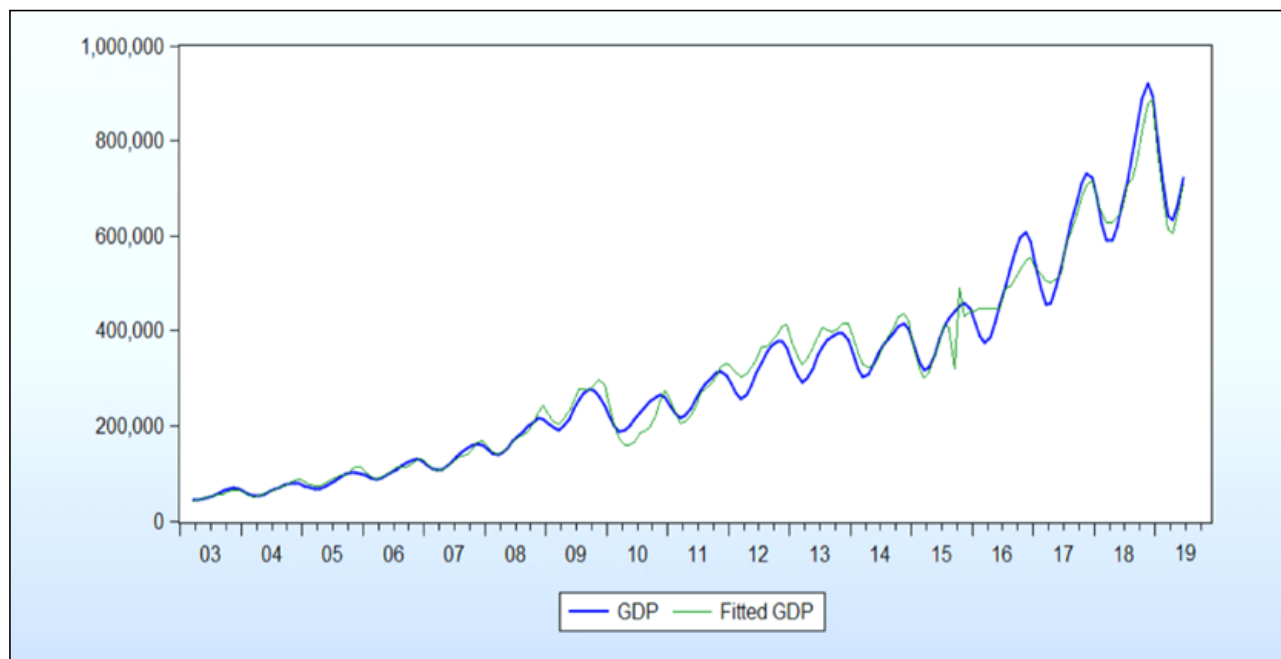


Рис. 1. Динаміка розрахованого реального ВВП

Одне рівняння вважають кращим, ніж інше, якщо воно охоплює більш широкий спектр інформації.

Рівняння можуть бути змінені, щоби врахувати лагову структуру змінних. Додаткові лаги залежної змінної можуть бути враховані для усунення послідовної кореляції в залишках.

Прогнози поза вибіркою виконуються для визначення остаточних рівнянь. Ковзні прогнози були виконані за весь доступний період із прогнозами на квартал. Коефіцієнти переоцінюються на кожному етапі. Це дає змогу будувати наукасти після публікації нової інформації.

У ковзних прогнозах, коли відсутні дані за кілька місяців останнього кварталу, значення за квартал розраховується як ковзне середнє останніх доступних спостережень за три місяці.

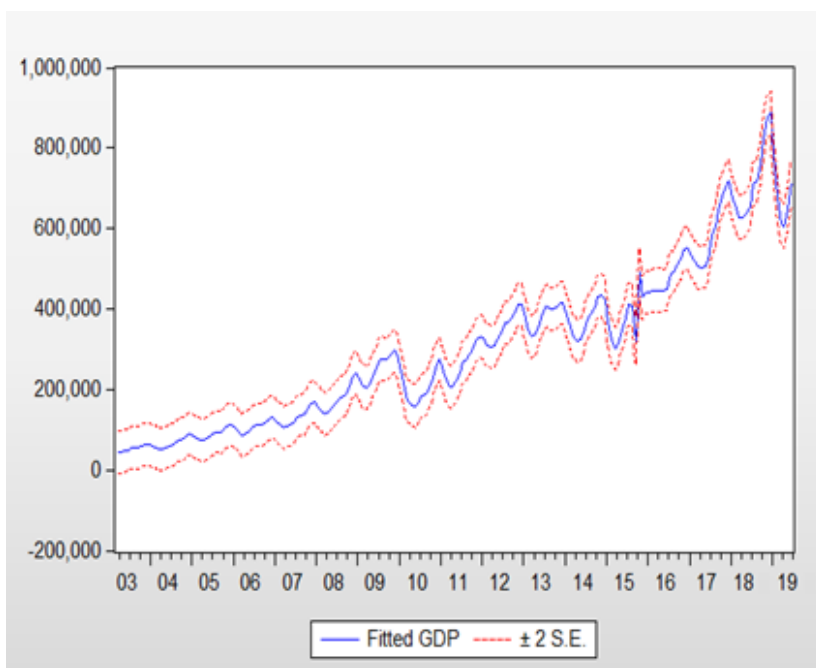


Рис. 2. Прогнозні параметри реального ВВП України

Таблиця 3

**Результати прогнозування ВВП України за допомогою «брідж»-моделі**

Горизонт прогнозу	ВВП України, млн. грн.	
	Прогноз	Емпіричне значення
II квартал 2019 року	870 306	873 803
III квартал 2019 року	896 847	
IV квартал 2019 року	953 676	

Для оцінювання ефективності моделі було порівняно результати кожного «брідж»-рівняння, AR-моделі та примітивні прогнози (прогноз дорівнює останньому спостереженню). Результати представлені в табл. 1.

Для всіх рівнянь середньоквадратичні помилки «брідж»-рівнянь нижчі, ніж у авторегресійній та примітивних моделях.

Точність прогнозів збільшується з кожним прогнозом: здебільшого найменша помилка спостерігається для третього прогнозу.

Для сукупного ВВП середньоквадратичну помилку першого й другого прогнозу знаходять через рівняння (табл. 2, рис. 1), що об'єднує компоненти.

Основне «брідж»-рівняння реального ВВП для України виглядає таким чином:

$$GDP = C(1) \cdot DN + C(2) \cdot IM + C(3) \cdot KI + C(4) \cdot SG,$$

де *DN* – доходи населення, *IM* – імпорт, *KI* – капітальні інвестиції, *SG* – обсяг продукції сільського господарства.

У явному вигляді рівняння прогнозу ВВП України таке:

$$GDP = 0,1146 \cdot DN + 1,4428 \cdot IM + 0,5704 \cdot KI + 0,3319 \cdot SG.$$

На основі «брідж»-рівняння можна зробити прогноз ВВП України на третій та четвертий квартал 2019 року (рис. 2).

Аналогічно прогноз ВВП України зроблено для горизонту, що дорівнює трьом, тобто з II кварталу 2019 року по IV квартал 2019 року.

Такий горизонт дає змогу оцінити адекватність моделі поза межами вибірки, оскільки значення реального ВВП за II квартал опубліковано Державною службою статистики (табл. 3).

**Висновки з проведеного дослідження.**

Отримано прогноз квартального ВВП України на три квартали, перший з яких можна було порівняти з фактичним значенням (прогноз у псевдореальному часі). На першому етапі з 11 показників соціально-економічного розвитку вибрано чотири, які включені до рівняння. Необхідність такої процедури зумовлена особливістю «брідж»-моделей, яка виключає використання великої кількості пояснювальних індикаторів. Основне «брідж»-рівняння включає як пояснювальні змінні доходи населення, імпорт, капітальні інвестиції та обсяг продукції сільського господарства. Помилка прогнозу для псевдореального часу склала 0,4% (для II кварталу 2019 року), що свідчить про високу якість прогнозу.

## БІБЛІОГРАФІЧНИЙ СПИСОК:

1. Beňkovskis K. Short-term forecasts of Latvia's real gross domestic product growth using monthly indicators. *Working paper Latvijas Banka*. 2008. № 43. P. 54–98.
2. Piette C. Predicting Belgium's GDP using targeted bridge models. *NBB Working Paper*. 2016. No. 290.
3. Mariano R.S., Ozmućur S. High-mixed-frequency forecasting models for GDP and inflation. *Global Economic Modeling: A Volume in Honor of Lawrence R Klein*. 2018. № 2.
4. Rünstler G., Sédillot F. Short-term estimates of euro area real GDP by means of monthly. *European central bank working paper series*. 2003. № 72. P. 27–60.
5. Baffigi A., Golinelli R., Parigi G. Bridge models to forecast the euro area GDP. *International Journal of Forecasting*. 2004. № 79. P. 1165–1198.
6. Schumacher C. A comparison of MIDAS and bridge equations. *International Journal of Forecasting*. 2016. № 32 (2). P. 257–270.
7. Diron M. Short-term forecasts of euro area real GDP growth: an assessment of real-time performance based on vintage data. *Journal of Forecasting*. 2008. № 145. P. 255–279.
8. Bai J., Ng S. Large Dimensional Factor Analysis. *Foundations and Trends in Econometrics*. 2008. № 3. P. 89–163.
9. Girardi A., Golinelli R., Pappalardo C. The role of indicator selection in nowcasting euro-area GDP in pseudo-real time. *Empirical Economics*. 2017. № 53 (1). P. 79–99.
10. Kitlinski T. The role of targeted predictors for nowcasting GDP with bridge models: Application to the Euro area. *Ruhr Economic Paper*. 2015. № 559.
11. Lamprou D. Nowcasting GDP in Greece: A note on forecasting improvements from the use of bridge models. *South-Eastern Europe Journal of Economics*. 2017. № 13 (1).
12. Götz T.B., Knetsch T.A. Google data in bridge equation models for German GDP. *International Journal of Forecasting*. 2019. № 35 (1). P. 45–66.
13. Golinelli R., Parigi G. Tracking world trade and GDP in real time. *International Journal of Forecasting*. 2014. № 30. P. 847–862.
14. Hoover K., Perez S. Data mining reconsidered: encompassing and the general-to-specific approach to specification search. *Journal of Econometrics*. 1999. № 35. P. 12–26.
15. Krolzig H., Hendry D. Computer automation of general-to-specific model selection procedures. *Journal of Economic Dynamics and Control*. 2001. № 25. P. 13–45.
16. Офіційна сторінка Національного банку України : веб-сайт. URL: <https://bank.gov.ua/statistic> (дата звернення: 10.01.2020).
17. Офіційна сторінка Державної служби статистики України : веб-сайт. URL: <http://www.ukrstat.gov.ua> (дата звернення: 10.01.2020).
18. Sédillot F., Pain N. Indicator Models of Real GDP Growth in the Major OECD Economies. *OECD Economic Studies*. 2005. № 4.
19. Zou H., Hastie T. Regularization and variable selection via the elastic net. *Journal of the royal statistical society: series B (statistical methodology)*. 2005. № 67 (2). P. 301–320.

## REFERENCES:

1. Benkovskis, K. (2008). *Short-term forecasts of Latvia's real gross domestic product growth using monthly indicators* (No. 2008/05).
2. Piette, C. (2016). *Predicting Belgium's GDP using targeted bridge models* (No. 290). NBB Working Paper.
3. Mariano, R.S., & Ozmućur, S. (2018). High-mixed-frequency forecasting models for GDP and inflation. *Global Economic Modeling: A Volume in Honor of Lawrence R Klein*, 2.
4. Rünstler, G., & Sédillot, F. (2003). *Short-term estimates of euro area real GDP by means of monthly data* (No. 276). ECB working paper.
5. Baffigi, A., Golinelli, R., & Parigi, G. (2004). Bridge models to forecast the euro area GDP. *International Journal of forecasting*, 20 (3), 447–460.
6. Schumacher, C. (2016). A comparison of MIDAS and bridge equations. *International Journal of Forecasting*, 32 (2), 257–270.
7. Diron, M. (2008). Short-term forecasts of euro area real GDP growth: an assessment of real-time performance based on vintage data. *Journal of Forecasting*, 27 (5), 371–390.
8. Bai, J., & Ng, S. (2008). Large dimensional factor analysis. *Foundations and Trends® in Econometrics*, 3 (2), 89–163.
9. Girardi, A., Golinelli, R., & Pappalardo, C. (2017). The role of indicator selection in nowcasting euro-area GDP in pseudo-real time. *Empirical Economics*, 53 (1), 79–99.
10. Kitlinski, T. (2015). The role of targeted predictors for nowcasting GDP with bridge models: Application to the Euro area. *Ruhr Economic Paper*, (559).
11. Lamprou, D. (2017). Nowcasting GDP in Greece: A note on forecasting improvements from the use of bridge models. *South-Eastern Europe Journal of Economics*, 13 (1).
12. Götz, T.B., & Knetsch, T.A. (2019). Google data in bridge equation models for German GDP. *International Journal of Forecasting*, 35 (1), 45–66.
13. Golinelli, R., & Parigi, G. (2014). Tracking world trade and GDP in real time. *International Journal of Forecasting*, 30 (4), 847–862.
14. Hoover, K.D., & Perez, S.J. (1999). Data mining reconsidered: encompassing and the general-to-specific approach to specification search. *The econometrics journal*, 2 (2), 167–191.
15. Krolzig, H.M., & Hendry, D.F. (2001). Computer automation of general-to-specific model selection procedures. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 25 (6–7), 831–866.
16. National Bank of Ukraine. URL: <https://bank.gov.ua/statistic> (accessed 10 January 2020)
17. State Statistics Service of Ukraine. URL: <http://www.ukrstat.gov.ua> (accessed: 10 January 2020).
18. Sédillot, F., & Pain, N. (2005). Indicator Models of Real GDP Growth in the Major OECD Economies. *OECD Economic Studies*, 4.
19. Zou, H., & Hastie, T. (2005). Regularization and variable selection via the elastic net. *Journal of the royal statistical society: series B (statistical methodology)*, 67 (2), 301–320.