



ЕКОНОМІКА ТА ІННОВАЦІЙНИЙ РОЗВИТОК НАЦІОНАЛЬНОГО ГОСПОДАРСТВА

УДК 336:37:004.032.26

DOI: 10.37332/2309-1533.2019.5-6.2

JEL Classification: G32, H52, I22, C45

Радіонова І.Ф.,
*д-р екон. наук, професор, проф. кафедри
 національної економіки та публічного управління,
 Усик В.І.,
 канд. екон. наук, доцент, доц. кафедри
 національної економіки та публічного управління,
 ДВНЗ «Київський національний економічний
 університет імені Вадима Гетьмана»*

ПРАВИЛА ПОЛІТИКИ УРЯДУ У ФІНАНСУВАННІ ОСВІТИ: ІДЕНТИФІКАЦІЯ НА ОСНОВІ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Radionova I.F.,
*dr.sc.(econ.), professor, professor at the department
 of national economy and public administration,
 Usyk V.I.,
 cand.sc.(econ.), assoc. prof., associate professor at the
 department of national economy and public administration,
 SHEE "Kyiv National Economic University
 named after Vadym Hetman"*

REGULATIONS OF GOVERNMENT POLICY IN FINANCING EDUCATION: IDENTIFICATION BASED ON NEURAL NETWORKS

Постановка проблеми. Правила політики уряду, включно з правилами фінансування освіти, є інструментом публічного управління економікою. Остаточне усвідомлення цієї ролі правил відбулося вже в 1980-х – 1990-х роках. Різні аспекти практичної реалізації правил політики продовжують бути актуальними дотепер. До таких актуальних аспектів, на наш погляд, належить ідентифікація правил. Вирішення проблеми ідентифікації правил є актуальним і для теорії, і для практики публічного управління. Ця актуальність, передусім, пояснюється тим, що правила мають подаватись у формі, яка максимально наближена до віддзеркалення об'єктивних, але змінюваних економічних зв'язків. До того ж, без подання правил у зрозумілій для учасників і користувачів вигід від здійснення політики формі, вони не можуть ставати ефективним інструментом управління.

В цьому дослідженні ми виходимо з припущення, що ідентифікація правил політики є першим етапом в складній процедурі їх інституціоналізації. Завершальним етапом інституціоналізації правил політики має ставати їх правове та організаційне забезпечення.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. В дослідженнях правил політики виокремлюються декілька напрямків з особливими акцентами. Їх можна визначити так: дослідження теоретичних аспектів правил політики, аналіз прикладних аспектів реалізації правил політики та оцінювання ефективності правил політики.

Перший напрямок досліджень правил політики формують роботи М. Фрідмана, А. Філіпса, Я. Тінбергена, Е. Прескотта, Ф. Кідленда, Р. Лукаса, Дж. Б'юкенена та Д. Норта. У них об'ґрунтована об'єктивна природа правил та потенційні можливості, переваги й обмеження їх використання в регулюванні урядами країн національних економік. Другий напрямок складався завдяки роботам Дж. Тейлора, А. Мускателлі, К. Трекочі, М. Халака, П. Яреда, Б. МакКаллума, В. Карліна, Д. Соскіса. Дослідники акцентували увагу на алгоритмах виведення та застосування правил, на особливостях макроекономічного моделювання з врахуванням правил та особливостях пояснення загальної рівноваги

й економічного зростання з врахуванням правил. Формуванню третього напрямку дослідження завдячуємо роботам П. Арестіаса, Ж. Кантовіча, Л. Ейрода, Кс. Дебрюна, А. Ходжа, В. Леда, К. Патійла, Ф. Каселі та інших. Згадані дослідники визначали умови ефективної реалізації правил політики, у складі яких, серед іншого, називали – простоту, гнучкість і можливість (реалістичність) виконання.

Лише спираючись на результати усіх згаданих напрямків дослідження правил, можна сподіватись на просування у вирішенні сформульованої нами проблеми – ідентифікації правил політики. Ідентифікація правил фінансування освіти є частиною загальної проблеми ідентифікації. На наш погляд, вона є недостатньо дослідженою з декількох причин. По-перше, через те, що теорія правил політики ще перебуває в стані свого формування. По-друге, через складність власне освітньої сфери та множинність завдань, які вона одночасно покликана вирішувати в економіці та суспільстві. По-третє, через численні обмеження та «додаткові обставини», які мають враховуватись при фінансуванні освіти на її різних рівнях.

Постановка завдання. Метою дослідження є просування у вирішенні проблеми ідентифікації правил фінансування освіти та використання потенціалу методу штучних нейронних мереж в процесі ідентифікації правил.

Виклад основного матеріалу дослідження. Правила політики уряду визнаються в якості інструменту публічного управління в теорії та реалізуються в такій якості на практиці. Про теоретичне визнання правил інструментом політики, зокрема, свідчить власне термін «політика, що спирається на правила» “*rules-based policy*”. Він увійшов в науковий обіг з часу першого оприлюднення правила Тейлора (*Taylor's Rule*) [1] та залишається в обігу до сьогодні [2]. Про практичне застосування правил в якості інструменту регулювання свідчать різні офіційні документи ЄС. Наприклад, в одній з Директив Єврокомісії фінансові правила визначено як інструмент уникнення надмірних дефіцитів та боргів та йдеться про важливість контролю за їх дотриманням з боку незалежних організацій [3].

Інституціоналізовані правила політики розкривають для суспільства алгоритми дій уряду в певній сфері. Завдяки правилам, зміст цих дій, а також перелік суб'єктів відповідальності та меж відповідальності стають більш прозорими, зрозумілими й підконтрольними. Прозорість, зрозумілість і підконтрольність набувають особливого значення саме в фінансуванні освіти через особливе соціальне навантаження цієї сфери. Адже безпосередніми творцями (стейкхолдерами) та отримувачами вигід (реципієнтами) освітньої діяльності стають суспільство в цілому, місцеві громади, заклади освіти та науки, домашні господарства. Відтак, правила фінансування освіти мали б формувати систему з такими взаємопов'язаними елементами:

- правила уряду власне для центрального уряду щодо агрегованих макрофінансових показників, наприклад, частки витрат на освіту у витратах бюджету, частки витрат на вищу освіту у загальних витратах на освіту тощо;

- правила уряду щодо розподілу місцевого бюджету на потреби фінансування освіти та щодо використання освітніх субвенцій тощо;

- правила уряду для окремих закладів освіти стосовно обсягу бюджетного фінансування, наприклад, за встановленими формулами розподілу та щодо формування альтернативних (недержавних) джерел фінансування;

- правила уряду для домашніх господарств-учасників фінансування освіти власними коштами, наприклад, при зменшенні бази оподаткування доходів, а також при використанні освітніх ваучерів тощо.

У ієрархії правил фінансування освіти визначальна роль, на наш погляд, має належати «правилам уряду власне для центрального уряду». На користь такого припущення можна скористатися двома аргументами. По-перше, продукт освіти є суспільним благом, якому, як і іншим суспільним благам, загрожує нестворення у необхідному обсязі без базового фінансування з центрального бюджету. По-друге, обсяги фінансування на інших рівнях – місцевих бюджетів, окремих закладів освіти, окремих домогосподарств – є похідними від можливостей центрального бюджету та «ідеології» його розподілу.

Якщо зроблене нами припущення про ієрархію правил фінансування освіти має сенс, то з нього випливає першочергова необхідність більш точної ідентифікації «правил уряду власне для центрального уряду».

В економічній науці та управлінській практиці існує достатньо тривала традиція ідентифікації правил політики. Вона засвідчує існування різних форм (способів) такої ідентифікації, а саме:

- *правило як певний норматив* щодо макрофінансових параметрів національної економіки, яким керується уряд. Проявом правил як нормативів є, наприклад, Маастрихтські критерії 1992 р. [4] та більш сучасні модифіковані критерії, передбачені Пактом про стабільність та зростання (*Stability and Growth Pact*) [5], а також Договором про стабільність, координацію та урядування в економічному та валютному союзі (*Treaty on Stability, Coordination and Governance in the Economic and Monetary Union*) [6];

- *правило як таргетоване* (цільове, бажане) значення певних макроекономічних змінних. Як відомо, такими таргетованими змінними в різні періоди й у різних країнах були грошові агрегати, процентні ставки, курси національних валют, рівні інфляції [7–12];

- *правило як рівняння залежності між змінними*, що об'єктивно перебувають у суттєвих зв'язках і стали об'єктами державного регулювання.

Досягнення мети цього дослідження – просування в царині ідентифікації правил фінансування освіти – передбачає більш детальний розгляд власне правил-рівнянь. Передусім, це правила-рівняння «уряду для центрального уряду». Для розкриття їх змісту, пошлемося на одне з базових правил-рівнянь, яке увійшло в науковий обіг ще з кінця 1980-х рр., а саме: монетарне правило (іноді, подається як правило номінального ВВП) МакКаллума (*McCallum's Rule*). Звернення до цього правила дає підстави для певних узагальнень щодо ідентифікації правил політики, загалом.

Монетарне правило МакКаллума самим автором ідентифіковано у такий спосіб:

$$\Delta \ln M_t = 0,00739 - \frac{(\ln GDP_{t-1} - \ln M_{t-1}) - (\ln GDP_{t-17} - \ln M_{t-17})}{16} + \lambda_1 (\ln GDP_{t-1}^* - \ln GDP_{t-1}), \quad (1)$$

де M – монетарний інструмент у формі грошової бази;

GDP^* та GDP – відповідно, таргетований та фактичний ВВП [13].

А з огляду на те, що $\ln GDP - \ln M = \ln \frac{GDP}{M} = \ln V$ (де V – швидкість обігу грошової бази),

рівняння (1) можна подати так:

$$\Delta \ln M_t = 0,00739 - \frac{1}{16} (\ln V_{t-1} - \ln V_{t-17}) + \lambda_1 (\ln GDP_{t-1}^* - \ln GDP_{t-1}) \quad (2)$$

Оскільки монетарне правило МакКаллума ідентифіковано з використанням інструментарію векторної авторегресії (*VAR*), тобто йшлося про більш складний, ніж звичайна регресія, інструментарій, то це дало можливість визначити лаги впливу змінних. При оперуванні квартальними даними, було встановлено лаг у 16 кварталів (4 роки).

Управлінський зміст монетарного правила МакКаллума у формі рівняння (2) є таким. Це – вимога до монетарної влади узгоджувати зміни монетарного інструменту (грошової бази), з, по-перше, середніми за попередні 16 кварталів змінами швидкості грошової бази, а, по-друге, з відхиленнями фактичного GDP від того, що таргетований урядом за попередній квартал.

Наукова дискусія у зв'язку з правилом МакКаллума у 1990-х роках мала своїм результатом різні специфікації рівняння правила, а саме: уточнення коефіцієнтів при змінних та віддзеркалення у правилі додаткові умови реалізації зв'язків між грошовою базою, швидкістю її обігу, змінами GDP тощо. Показовим є те, що подібна дискусія відбувалась й у зв'язку з відомим правилом Тейлора (*Taylor's Rule*) у 1990-х – на початку 2000-х років [14].

Один з інтерпретаторів правила МакКаллума – економіст Федерального Резервного банку США Майкл Дж. Дюкер – зробив цікаве, хоча й controverсійне узагальнення. Воно, на наш погляд, стосується не лише монетарних, а й усіх інших правил-рівнянь. Це – висновок про те, що спроба кожної нової емпіричної специфікації правила суперечить власне ідеї правила. Адже, за визначенням, правило асоціюється з незмінністю структури економіки, отже, й з незмінністю коефіцієнтів рівняння [15]. Але саме така незмінність неможлива в реальній економіці, відповідно, коефіцієнти при змінних правил-рівнянь мають також змінюватися. Звідси, наступний висновок – про відносну обмеженість рівнянь, отриманих на основі регресійного аналізу, для ідентифікації правил політики.

Відносна обмеженість регресійного аналізу в дослідженні мінливих об'єктів з високим рівнем невизначеності, як відомо, почала долатися завдяки моделям штучних нейронних мереж. Застосування останніх в економічних дослідженнях вже має власну історію та традицію. Її аналіз дає підстави для виокремлення таких економічних процесів та явищ, що найчастіше ставали об'єктами дослідження з використанням нейронних мереж. Серед цих об'єктів:

– волатильність курсів валют, передусім, у двосторонніх відносинах країн з метою більш точного прогнозування динаміки курсів [16–22];

– прибутковість фінансового ринку, динаміка фондових індексів для їх прогнозування [23–26];

– динаміка ВВП, пояснення економічних шоків та «поворотних» точок в процесі економічних коливань [27–33];

– пояснення цінових коливань та динаміки інфляції [34–37].

За результатами аналізу виглядає так, що з початком XXI ст. актуалізується ще один об'єкт дослідження. Ідеться про те, що суттєво зросла зацікавленість до використання штучних нейронних мереж в аналізі економічної політики та в створенні моделей, орієнтованих на агентів і творців політики (*agent-based modelling in economics and policy-making*) [38–44]. Якщо нейронні мережі виявляють свою придатність для аналізу політики загалом, то логічно припускати їх доцільність в дослідженні інструменту політики – її правил зокрема.

До відносних переваг методу штучних нейронних мереж, як відомо, належать можливості аналізу складних нелінійних залежностей, за умови високого рівня соціально-економічної невизначеності та за наявності недовгих (у порівнянні з необхідними для регресійного аналізу) динамічних рядів. Саме згадані переваги методу і роблять його релевантним для ідентифікації правил

політики у фінансуванні освіти. Адже, по-перше, йдеться про складні, нелінійні, багатошарові залежності між змінними фінансування освіти, з однієї сторони, та макрофінансовими й ресурсними показниками, – з іншої. По-друге, спостерігається високий рівень невизначеності через несформованість української економіки й суспільства та вплив чинника зовнішньої агресії. По-третє, доступними для аналізу є достатньо короткі ряди даних через обмеженості української статистики.

Яким мав би бути дизайн правила політики при застосуванні нейронних мереж? На наш погляд, це мав би бути цільовий – для уряду та вихідний – для нейронної мережі, показник фінансування освіти в кожному майбутньому періоді (році). Тобто, мало б йтися про залежність загального виду: $Y = F(X_1, X_2, \dots, X_n)$, де Y – вихідний показник, X_1, X_2, \dots, X_n – вхідні показники.

Об'єктивність (правдивість) залежності вихідної та вхідних змінних засвідчуватиме якість моделі. При цьому рівняння моделі не ідентифікується, відтак, проблема специфікації й уточнення коефіцієнтів при змінних не виникає. Натомість вимальовується граф, який віддзеркалює існуючу, з огляду на фактичні дані попередніх періодів, залежність, а також логіку зв'язків та силу впливу окремих вхідних на вихідну змінну. Остання, як ми припускаємо, і має розглядатись як цільовий показник в діяльності уряду, що діє за правилом.

В чому полягає принципова відмінність пропонованого підходу з визначенням цільових показників, за нейронними мережами, від таргетованих показників, які традиційно визначаються в практиці урядів різних країн упродовж десятиліть?

По-перше, йдеться про публічне визнання переліку впливових (вхідних) змінних, від значень яких залежить вихідна змінна – параметр фінансування освіти. Це додає політиці прозорості й зрозумілості. По-друге, досягається вищий рівень обґрунтованості цільового показника фінансування як такого, що реагує на мінливість ситуації, а не подається як «застиглий» у часі. При цьому цільовий показник збігається з прогнозним. По-третє, з огляду на необхідність прогнозування вихідного (цільового) показника, за логікою нейронної мережі, виникатиме потреба обґрунтованих передбачень змін щодо вхідних показників. Таке передбачення ґрунтується на відповідальності органів публічної влади за якість інформації.

Для застосування нейронних мереж в процесі ідентифікації правил фінансування української освіти ми обрали дві вихідні змінні: частку витрат на освіту у ВВП $\frac{G_{ed}}{Y}$ та частку витрат на освіту у

загальних державних витратах $\frac{G_{ed}}{G}$. Відповідно, створено дві нейронні мережі й два мережевих графи.

Обираючи вхідні змінні для побудови нейронної мережі, ми керувались такими обставинами:

- загальними уявленнями (ідеями) про функціонування публічних фінансів як залежних від рівня розвитку національної економіки та рівня її загальної збалансованості;
- власними попередніми розрахунками, зробленими з використанням інструментарію регресійного аналізу, за даними країн ЄС [45].

В якості вхідних змінних обрано такі п'ять:

- продуктивність праці $(\frac{Y}{L})$;
- показник інноваційності $(\frac{Y_{inov}}{Y})^1$;
- частка дефіциту бюджету у ВВП $(\frac{G - T}{Y})$;
- частка державного боргу у ВВП $(\frac{D}{Y})$;
- частка осіб працездатного віку у населенні країни $(\frac{N_{15-64}}{N})$.

Інформаційний час для аналізу охоплював період 1996–2016 рр., а для перевірки якості мережі – 2017–2018 рр. Тому, так звані «навчаючі дані» склали 20 позицій (90,91%), а «тестові дані» – 2 (9,09%).

У програмному продукті Deductor Studio, з використанням якого здійснена побудова нейронної мережі, найкращі результати було отримано при обранні активаційної функції у вигляді сигмоїди з крутизною 0,5. Налаштування, так званого «процесу навчання нейронної мережі» – «алгоритму

¹ З причини відсутності даних української статистики показник інноваційності видозмінено й фактично подано як частку витрат на дослідження та розробки до ВВП. Натомість, в статистиці країн ЄС доступним є показник частки інноваційної продукції у ВВП.

навчання», «кроку спаду», «кроку піднесення» та «зупинки нейронної мережі» – взято «за замовчуванням», тобто такими, як пропонує середовище Deductor Studio.

Отримано такі дві нейронні мережі з п'ятьма вхідними змінними, двома «прихованими шарами» для кожної мережі та однією вихідною змінною. У першій мережі (рис. 1) вихідною змінною є частка державних витрат на освіту у ВВП ($\frac{G_{ed}}{Y}$), а у другій мережі (рис. 2) – частка витрат на освіту у загальних державних витратах ($\frac{G_{ed}}{G}$).

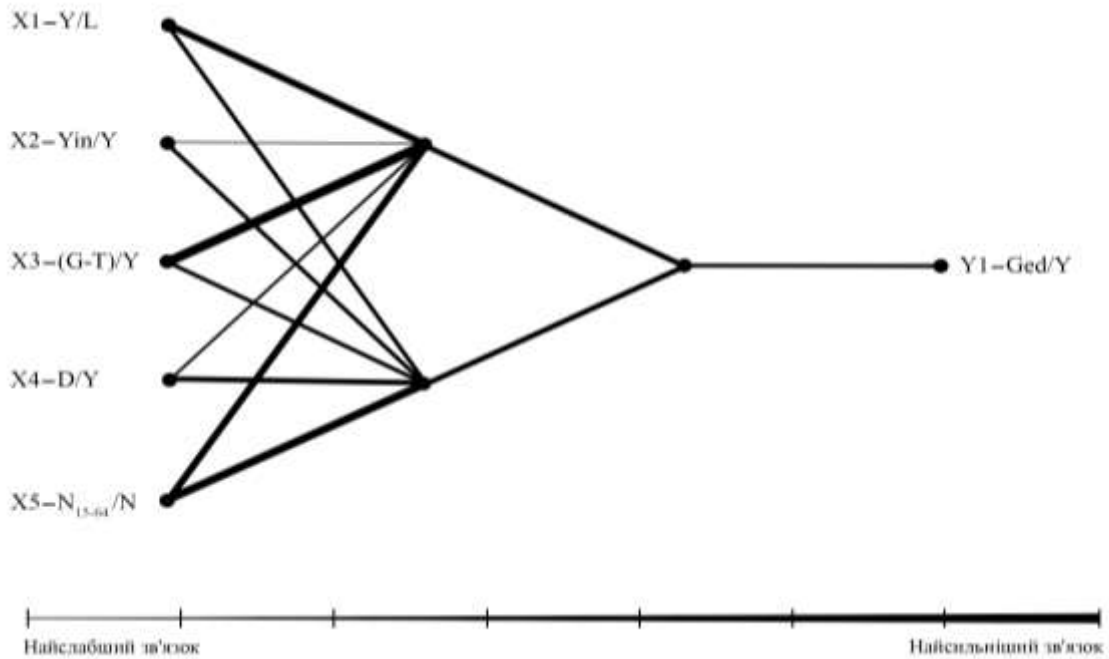


Рис. 1. Граф першої нейронної мережі

Джерело: побудовано авторами

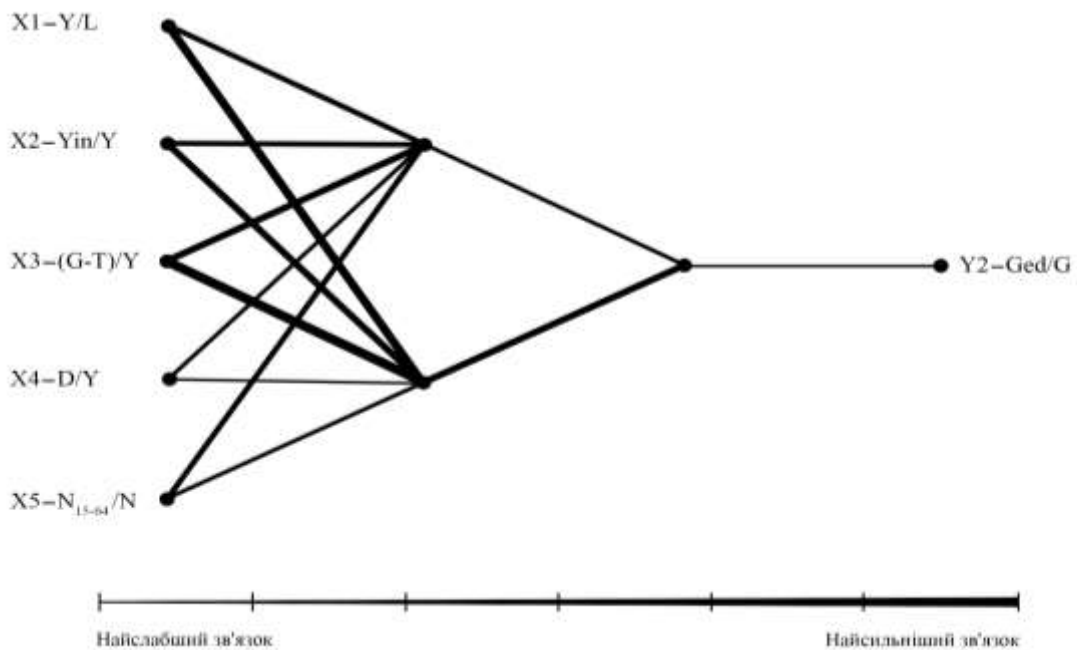


Рис. 2. Граф другої нейронної мережі

Джерело: побудовано авторами

Як ілюструє рис. 1, найсильніше на вихідну змінну – частку витрат на освіту у ВВП ($\frac{G_{ed}}{Y}$) – впливали дві вхідні змінні: частка дефіциту бюджету у ВВП та частка працездатних у населенні країни. Натомість, найслабшим був вплив показника інноваційності та частки державного боргу у ВВП.

За інформацією, поданою на рис. 2, найсильніше на вихідну змінну – частку витрат на освіту в державних витратах ($\frac{G_{ed}}{G}$) – впливали частка дефіциту бюджету у ВВП та продуктивність праці.

Натомість, найслабшим був вплив показника інноваційності та частки працездатного населення.

Про якість двох побудованих нейронних мереж, відповідно, про їх придатність для використання в прогнозуванні вихідних змінних, свідчать результати тестування, подані на рис. 3 та рис. 4. Як відомо, перевірка якості нейронної мережі полягає у порівнянні фактичних даних вихідної змінної та значень цієї ж змінної, які випливають з активізаційної функції, визначеної на попередньому етапі. У нашому випадку, йдеться про порівняння фактичних даних по двох вихідних змінних у 2017 та 2018 роках та їх же даних, за активізаційною функцією.

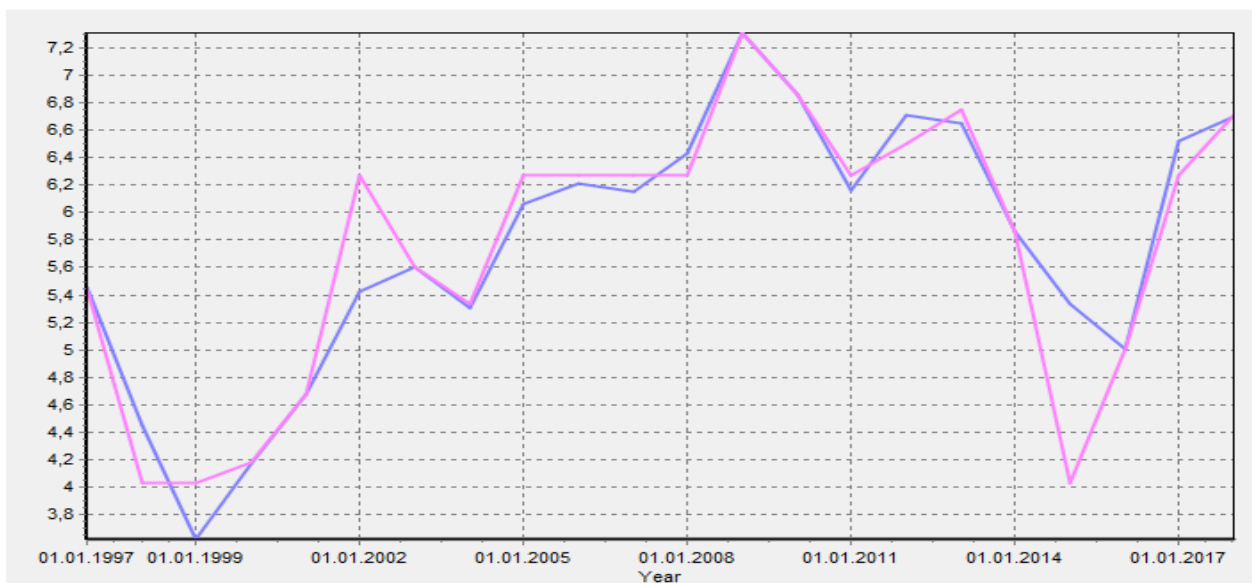


Рис. 3. Графік результатів тестування першої нейронної мережі

Джерело: побудовано авторами

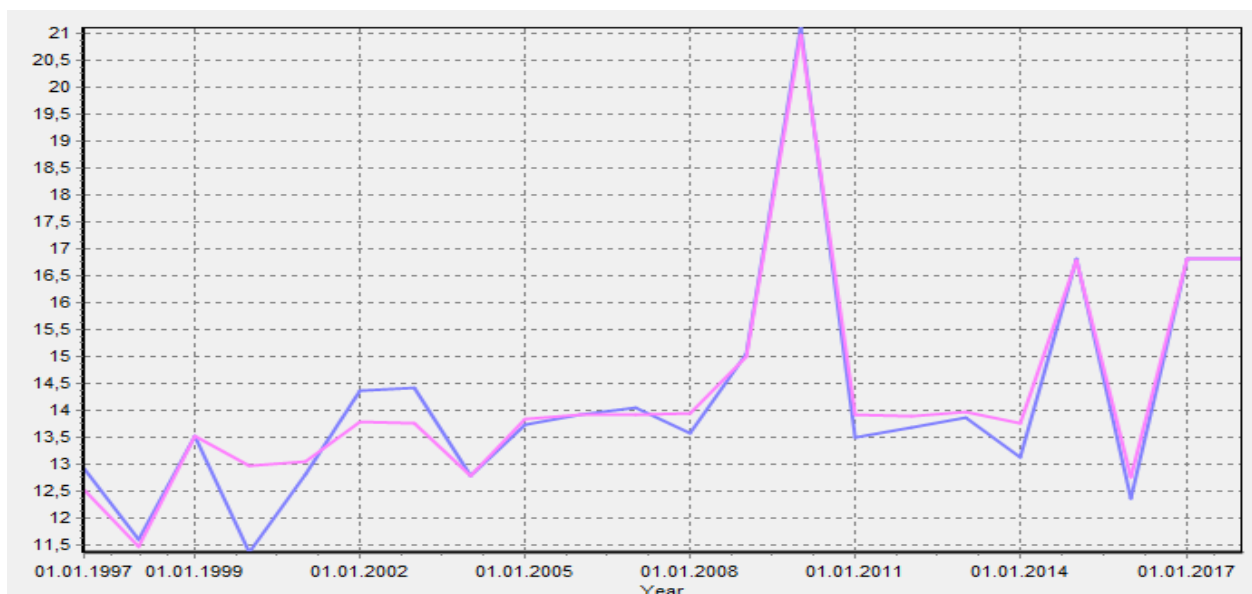


Рис. 4. Графік результатів тестування другої нейронної мережі

Джерело: побудовано авторами

Графік (рис. 3) ілюструє високу якість нейронної мережі. На тестовій вибірці похибка прогнозу склала, в середньому, менше 1%, відповідно, коефіцієнт детермінації становив 99%. Це свідчить про можливість використання нейронної мережі для прогнозування та формулювання аналітичних висновків.

Графік на рис. 4 ілюструє високу якість нейронної мережі. Похибка прогнозу склала, в середньому, менше 1%, а коефіцієнт детермінації – 99%. Це свідчить про придатність для використання в прогнозуванні.

Прогнозування вихідних змінних – $\frac{G_{ed}}{Y}$ та $\frac{G_{ed}}{G}$ – за двома побудованими нейронними

мережами має спиратися на передбачення щодо п'ятьох вхідних змінних, позначених як $\frac{Y}{L}$, $\frac{Y_{innov}}{Y}$,

$$\frac{G - T}{Y}, \frac{D}{Y}, \frac{N_{15-64}}{N}.$$

Вирішуючи завдання прогнозування на 2019 та 2020 роки, ми були змушені скористатись передбаченнями щодо вхідних змінних, віднайденими в різних джерелах, а саме: в документах інститутів центральної виконавчої влади та дослідницьких установ України, в документах МВФ і Світового банку щодо України. Передбачення щодо вхідних змінних з посиланнями на джерела інформації подано у табл. 1.

Таблиця 1

Передбачувані значення вхідних змінних

Роки	Продуктивність праці – $\frac{Y}{L}$ (дол. США)	Частка витрат на науку та дослідження / показник інноваційності – $\frac{Y_{innov}}{Y}$ (%)	Частка дефіциту державного бюджету – $\frac{G - T}{Y}$ (%)	Частка державного боргу – $\frac{D}{Y}$ (%)	Частка працездатного населення – $\frac{N_{15-64}}{N}$ (%)
2019	$\frac{6577,224^2}{7651,51^3}$	0,24 ⁴	$\frac{2,3^5}{2,28^6}$	$\frac{58,4^7}{52^8}$	67,3 ⁹
2020	$\frac{8413,963^{10}}$	0,5 ¹¹	$\frac{2^{12}}{2,1^{13}}$	$\frac{53,8^{14}}{47^{15}}$	67 ¹⁶

Джерело: створено на основі даних [2, 3, 4, 5, 6, 9, 11]

Прогнозування на основі даних, поданих в табл. 1, має обмеження. По-перше, їх зібрано з різних джерел, що може спричинити втрату однорідності інформації. По-друге, існують розбіжності даних, що виникають або внаслідок коригувань передбачень продовж одного року тими самими інститутами влади, або внаслідок неузгодженості методик щодо одних і тих же показників, використовуваних різними, але пов'язаними у своїй діяльності органами української влади. Це послаблює обґрунтованість передбачень. По-третє, прогнози щодо деяких необхідних показників відсутні. Це, наприклад, стосується важливого показника продуктивності. Сконструйований нами з інших

² Дані за сконструйованим показником (через відсутність власне прогнозів продуктивності) з використанням прогнозу Міністерства економічного розвитку та торгівлі України про зростання ВВП на 2,3% та прогнозу МВФ щодо України про скорочення робочої сили на 1,4%

³ Дані за сконструйованим показником (через відсутність власне прогнозів продуктивності) з документу «Аналітичні звіти щодо професійно-кваліфікаційного прогнозування в Україні» та з прогнозу щодо рівня безробіття, обсягу номінального ВВП та курсу долара Міністерства економічного розвитку та торгівлі України 2019 р.

⁴ Дані, які закладено в державному бюджеті на 2019 р.

⁵ Дані з консенсус-прогнозу Міністерства економічного розвитку та торгівлі України у квітні 2019 р.

⁶ Дані з макроекономічного огляду Міністерства фінансів України за липень 2019 р., у якому зазначено, що інформацію отримано від Міністерства економічного розвитку та торгівлі України

⁷ Див.5

⁸ Див.6

⁹ Дані з прогнозу щодо структури населення від Інституту демографії та соціальних досліджень М.В. Птухи, який розроблено у 2014 р.

¹⁰ див.3

¹¹ Дані за прогнозом Міністерства освіти України, подані в інтерв'ю міністра Л. Гриневич [46]

¹² Див.5

¹³ Див.6

¹⁴ Див.6

¹⁵ Див.6

¹⁶ Див.9

прогнозних даних – щодо змін показників ВВП та змін частки працездатного населення – цей показник має ще більші, ніж інші прогнозні дані, вади штучності.

Усі зазначені недоліки передбачень щодо п'ятьох вхідних змінних у 2019 та 2020 роках, незаперечно, погіршують якість прогнозування двох вихідних змінних. Але, на наш погляд, це не підважує власне підхід до ідентифікації правил фінансування на основі прогнозованих показників з використанням штучних мереж. Йдеться лише про необхідність та доцільність якісних передбачень.

Результати прогнозування на основі двох нейронних мереж щодо двох показників фінансування освіти подано у табл. 2.

Таблиця 2

Прогнозні значення ендогенних показників

Прогнозований показник	Прогнозовані значення показника у 2019 р.	Прогнозовані значення показника у 2020 р.
$\frac{G_{ed}}{Y}$	6,3	6,3
$\frac{G_{ed}}{G}$	12,9	13,6

Джерело: складено авторами

За логікою пропонованого підходу, результати прогнозування, які подані у табл. 2, могли б інтерпретуватись так. Згідно одного правила фінансування освіти, ідентифікованого з використанням першої штучної нейронної мережі, коли в якості вхідних змінних розглядаються продуктивність, рівень інноваційності економіки, частки дефіциту та боргу у ВВП та частка працездатного населення, вихідна змінна – частка витрат на освіту у ВВП – мала б бути і в 2019 р., і в 2020 р. встановленою на рівні 6,3%. Натомість, згідно іншого правила фінансування освіти, ідентифікованого за другою нейронною мережею, коли в якості вхідних взято ті ж змінні, вихідна змінна – частка витрат на освіту у загальних державних витратах – мала б бути встановленою у 2019 р. на рівні 12,9%, а у 2020 р. – на рівні 13,6%.

Практичність ідентифікованих у такий спосіб правил фінансування освіти стає достатньо очевидною, наприклад, при формуванні видаткової частини бюджету перед щорічним прийняттям закону про бюджет. Інституційні переваги такої ідентифікації, на наш погляд, пов'язані, по-перше, з можливістю свідомого коригування цільових показників фінансування за результатами дослідження об'єктивно існуючих залежностей макрофінансових змінних. Це передбачає усвідомлення того, що основний зміст правила полягає не у встановленні довільного значення певного показника, а у дотриманні вірного алгоритму його прогнозування. По-друге, більша обґрунтованість цільового прогнозованого показника може обмежувати практику «ручного режиму» формування видатків бюджету та «боротьби між владними інститутами» за частку бюджету. По-третє, використання штучних нейронних мереж орієнтуватиме органи влади на вищу якість статистичної інформації загалом, та якість передбачень щодо вхідних змінних, зокрема.

Висновки з проведеного дослідження. Серед переваг методу нейронних мереж, які дали підстави його використання для ідентифікації правил фінансування сфери освіти, – можливість аналізу складних нелінійних залежностей за наявності недовгих динамічних рядів. Використання методу штучних нейронних мереж дозволяє описувати нелінійні процеси з високою невизначеністю.

Розглянуто дві ендогенні змінні фінансування української освіти, які в термінах методу штучних нейронних мереж називаються «вихідні змінні», або «вихідні шари». Це – частка витрат на освіту у ВВП та частка витрат на освіту у загальних державних витратах української економіки. Вхідними змінними («вихідними шарами») стали такі п'ять змінних: продуктивність праці, частка інноваційної діяльності у ВВП, частка дефіциту бюджету у ВВП, частка державного боргу у ВВП, частка осіб працездатного віку у населенні країни. В результаті було побудовано дві нейронної мережі.

За результатами аналізу та прогнозування на основі штучних нейронних мереж було зроблено наступні узагальнення: 1) правила фінансування освіти як конструкції, що побудовані на реально існуючих суттєвих зв'язках між змінними, можуть спиратися не лише на регресійні моделі, а й на моделі штучних нейронних мереж; 2) визначення правил фінансування на основі прогнозування за нейронними мережами означає, що основний зміст правила полягає не у встановленні певного незмінного граничного значення показника фінансування, а у щорічному коригуванні цього показника на основі прогнозу.

Основою для встановлення алгоритмів визначення показників фінансування може ставати моделювання на основі нейронних мереж, яке (моделювання) дає відповідь на такі питання: які змінні дійсно впливають на показник, стосовно якого визначається правило, якої сили є вплив цих змінних, якими можуть бути майбутні значення ендогенного (вихідного) показника. Відповідальність за прогнозування змінних для інституалізації правил має покладатись на конкретні органи виконавчої

влади. Брак інформації про значення вхідних змінних може ставати перешкодою на шляху прогнозування на основі нейронних мереж.

Література

1. Taylor J. Discretion versus policy rules in practice. *Carnegie Rochester Conference Series on Public Policy*. 1993. № 39(1). P. 195-214.
2. Walshy C. The Challenges with Rules-Based Policy Implementation. URL: <https://www.bostonfed.org/-/media/Images/discretionmonpol2017/walsh-paper.pdf> (дата звернення: 15.07.2019).
3. Directive 2011/85/EU – requirements for euro area countries' budgets. URL: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=LEGISSUM:ec0021> (дата звернення: 15.07.2019).
4. Treaty on European Union. URL: https://europa.eu/european-union/sites/europa.eu/files/docs/body/treaty_on_european_union_en.pdf (дата звернення: 15.07.2019).
5. Stability and Growth Pact. URL: https://ec.europa.eu/info/business-economy-euro/economic-and-fiscal-policy-coordination/eu-economic-governance-monitoring-prevention-correction/stability-and-growth-pact_en (дата звернення: 15.07.2019).
6. Treaty on Stability, Coordination and Governance in the Economic and Monetary Union. URL: https://www.consilium.europa.eu/media/20399/st00tscg26_en12.pdf (дата звернення: 15.07.2019).
7. Mishkin F. International experiences with different monetary policy regimes. *NBER Working Paper*. 1999. № 7044. P. 579-605
8. Clarida R., Gali J., Gertler M. Monetary policy rules and macroeconomic stability: evidence and some theory. *The Quarterly Journal of Economics*. 2000. Volume 115. Issue 1. P. 147-180. URL: <https://academic.oup.com/qje/article-abstract/115/1/147/1842232?redirectedFrom=fulltext> (дата звернення: 15.07.2019).
9. Daniel L. Thornton. How Did We Get to Inflation Targeting and Where Do We Go Now? A Perspective From the U.S. Experience. Working Paper 2009-038A. URL: <http://research.stlouisfed.org/wp/2009/2009-038.pdf> (дата звернення: 15.07.2019).
10. Schmidt-Hebbel K. S., Carrasco M. B. The Past and Future of Inflation Targeting: Implications for Emerging-Market and Developing Economies. In: *Monetary Policy in India* / C. Ghate, K. M. Kletzer (eds.). DOI: 10.1007/978-81-322-2840-0_18
11. Thorarinn G. Petursson Exchange rate or inflation targeting in monetary policy? *Monetary bulletin*. 2000/1. P. 36-45. URL: [https://www.cb.is/library/Skraarsafn---EN/FromOldWeb/Acrobat-\(PDF\)/mb001_6.pdf](https://www.cb.is/library/Skraarsafn---EN/FromOldWeb/Acrobat-(PDF)/mb001_6.pdf) (дата звернення: 15.07.2019).
12. Michael D. Bordo Exchange Rate Regime Choice in Historical Perspective. *IMF Working Papers*. 2003. Vol. 03(160). DOI: 10.3386/w9654
13. McCallum Bennett T. Targeting, indicators, and instruments of monetary policy. *NBER Working Paper*. 1989. № 3047. P. 8-9. DOI: 10.3386/w3047
14. Taylor J. How the Rational Expectations Revolution has Changed. *Macroeconomic Policy Research*. Stanford University. URL: https://link.springer.com/chapter/10.1057/9780333992753_5 (дата звернення: 15.07.2019).
15. Michael J. Dueker Can nominal GDP targeting rules stabilize the economy?. Review, Federal Reserve Bank of St. Louis. 1993. P. 15-29. URL: <https://research.stlouisfed.org/publications/review/1993/05/01/can-nominal-gdp-targeting-rules-stabilize-the-economy/> (дата звернення: 15.07.2019).
16. Davis J. T., Episcopos A., Wettimuny S. Predicting direction shifts on Canadian-US exchange rates with artificial neural networks. *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*. 2001. № 10. P. 83-96. DOI: 10.1002/isaf.200
17. Shazly El M. R., Shazly El H. E. Forecasting currency prices using a genetically evolved neural network architecture. *International Review of Financial Analysis*. 1999. № 8. P. 67-82. DOI: 10.1016/S1057-5219(99)00006-X
18. Episcopos A., Davis J. Predicting returns on Canadian exchange rates with artificial neural networks and EGARCHM-M models. *Neural Computing & Applications*. 1996. Volume 4. Issue 3. P. 168-174.
19. Hann T. H., Steurer E. Much ado about nothing? Exchange rate forecasting: Neural networks vs. linear models using monthly and weekly data. *Neurocomputing*. 1996. Volume 10. Issue 4. P. 323-339.
20. Hu M. Y., Tsoukalas C. Combining conditional volatility forecasts using neural networks: An application to the EMS exchange rates. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*. 1999. Volume 9. Issue 4. P. 407-422. DOI: 10.1016/s1042-4431(99)00015-3
21. Huang W., Lai K. K., Nakamori Y., Wang S. Y. Forecasting foreign exchange rates with artificial neural networks: A review. *International Journal of Information Technology & Decision Making*. 2004. № 3(1). P. 145-165.
22. Yu L. A., Wang S. Y., Lai K. K. Adaptive smoothing neural networks in foreign exchange rate forecasting. *Computational Science – ICCS 2005: International Conference on Computational Science*. 2005. Part 3. P. 523-530.

23. Armano G., Marchesi M., Murru A. A hybrid genetic-neural architecture for stock indexes forecasting. *Information Sciences*. 2005. № 170(1). P. 3-33.
24. Chen A., Leung M., Daouk H. Application of neural networks to an emerging financial market: Forecasting and trading the Taiwan stock index. *Computers & Operations Research*. 2003. № 30(6). P. 901-923.
25. Kanas, A. Neural network linear forecasts for stock returns. *International Journal of Finance and Economics*. 2001. Vol. 6(3). P. 245-254.
26. Kanas A., Yannopoulos A. Comparing linear and nonlinear forecasts for stock returns. *International Review of Economics and Finance*. 2001. Volume 10. Issue 4. P. 383-398.
27. Cover J. P. Asymmetric effects of positive and negative money supply shocks. *Quarterly Journal of Economics*. 1992. Vol. 107. P. 1261-1283.
28. Hoptro R., Hall T., Bramson M. J. Forecasting economic turning points with neural nets. *IJCNN-91-Seattle International Joint Conference on Neural Networks*. 1991. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/155201/metrics#metrics> (дата звернення: 15.07.2019).
29. Maasoumi E., Khotanzad A., Abaye A. Artificial neural networks for some macroeconomic series: A first report. *Econometric Reviews*. 1994. № 13. P. 105-122.
30. Qi M. Predicting US recessions with leading indicators via neural network models. *International Journal of Forecasting*. 2001. Volume 17, Issue 3. P. 383-401.
31. Tkacz G. Neural network forecasting of Canadian GDP growth. *International Journal of Forecasting*. 2001. № 17. PP. 57-69.
32. Vishwakarma K. P. Recognizing business cycle turning points by means of a neural network. *Computational Economics*. 1994. № 7. P. 175-185.
33. Richardson Adam, Mulder Thomas van Florenstein. Nowcasting New Zealand GDP Using Machine Learning Algorithms. *CAMA Working Paper 47*. 2018. 14 p.
34. Aiken M. Using a neural network to forecast inflation. *Industrial Management & Data Systems*. 1999. Vol. 99. No. 7. P. 296-301.
35. Moshiri S., Cameron N. Neural network versus econometrics models in forecasting inflation. *Journal of Forecasting*. 2000. № 19. P. 201-217.
36. Moshiri S., Cameron N. E., Scuse D. Static, dynamic, and hybrid neural networks in forecasting inflation. *Computational Economics*. 1999. № 14. P. 219-235.
37. Sundar Mitra, Thakura Rupak, Bhattacharyab Seema, Sarkar Mondal. Artificial Neural Network Based Model for Forecasting of Inflation in India. *Fuzzy Information and Engineering*. 2016. Volume 8. Issue 1. P. 87-100.
38. Han-Lin Li, Yu-Chien Ko Inducing dynamic rules of nations' competitiveness from 2001-2005. *International Journal of Information Technology and Decision Making*. 2009. № 08(03). P. 549-580.
39. Cook Thomas R., Smalter Aaron Macroeconomic Indicator Forecasting with Deep Neural Networks. URL: <https://dx.doi.org/10.18651/RWP2017-11> (дата звернення: 15.07.2019).
40. Sander van der Hoog Deep Learning in (and of) Agent-Based Models: A Prospectus. *Eastern Economic Journal*. 2017. № 37(1). URL: <https://arxiv.org/pdf> (дата звернення: 15.07.2019).
41. Chiranjit Chakraborty, Andreas Joseph. Machine learning at central banks. Bank of England. *Staff Working Paper*. 2017. № 674. URL: <https://www.bankofengland.co.uk/working-paper> (дата звернення: 15.07.2019).
42. Alessandro Villa, Vytautas Valaitis. Machine Learning Projection Methods for Macro-Finance Models. URL: https://comp-econ.org/CEF2018_VillaValaitis.pdf (дата звернення: 15.07.2019).
43. Bang James Thomas, Sen Tinni, Basuchoudhary Atin. New Tools for Predicting Economic Growth Using Machine Learning: A Guide for Theory and Policy. *Southern Economic Association Conference*. 2015. URL: https://www.researchgate.net/publication/291827961_New_Tools_for_Predicting_Economic_Growth_Using_Machine_Learning_A_Guide_for_Theory_and_Policy (дата звернення: 15.07.2019).
44. Julian TszKin Chan, Weifeng Zhong. Reading China: Predicting Policy Change with Machine Learning. URL: https://policychangeindex.org/Reading_China.pdf (дата звернення: 15.07.2019).
45. Radionova I., Usyk V. Financial policy rules in the educational sphere: substantiation algorithm. *Management Theory and Studies for Rural Business and Infrastructure Development*. 2018. Vol.40. № 3. P. 163-174.
46. Уряд створив Національний фонд досліджень, який даватиме гранти на науку з 2019 року. URL: <https://mon.gov.ua/ua/news/uryad-stvoriv-nacionalnij-fond-doslidzhen-yakij-davatime-granti-na-nauku-z-2019-roku> (дата звернення: 15.07.2019).

References

1. Taylor, J. (1993), "Discretion versus policy rules in practice", *Carnegie Rochester Conference Series on Public policy*, no. 39(1), pp. 195-214. DOI: 10.1016/0167-2231(93)90009-L.

2. Walshy, C. (2017), "The Challenges with Rules-Based Policy Implementation", available at: <https://www.bostonfed.org/-/media/Images/discretionmonpol2017/walsh-paper.pdf> (access date July 15, 2019).
3. "Directive 2011/85/EU – requirements for euro area countries' budgets", available at: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=LEGISSUM:ec0021> (access date July 15, 2019).
4. "Treaty on European Union", available at: https://europa.eu/european-union/sites/europa.eu/files/docs/body/treaty_on_european_union_en.pdf (access date July 15, 2019).
5. "Stability and Growth Pact", available at: https://ec.europa.eu/info/business-economy-euro/economic-and-fiscal-policy-coordination/eu-economic-governance-monitoring-prevention-correction/stability-and-growth-pact_en (access date July 15, 2019).
6. Treaty on Stability, Coordination and Governance in the Economic and Monetary Union, available at: https://www.consilium.europa.eu/media/20399/st00tscg26_en12.pdf (access date July 15, 2019).
7. Mishkin, F. (1999), "International experiences with different monetary policy regimes", *NBER Working Paper*, no.7044, pp. 579-605. DOI: 10.3386/w7044.
8. Clarida, R., Gali, J., and Gertler, M. (2000), "Monetary policy rules and macroeconomic stability: evidence and some theory", *The Quarterly Journal of Economics*, Volume 115, Issue 1, pp. 147–180. DOI: 10.1162/003355300554692
9. Thornton, Daniel L. (2009), "How Did We Get to Inflation Targeting and Where Do We Go Now? A Perspective from the U.S. Experience", *Working Paper 2009-038A*, available at: <http://research.stlouisfed.org/wp/2009/2009-038.pdf> (access date July 15, 2019).
10. Schmidt-Hebbel, K.S., and Carrasco, M.B. (2016), "The Past and Future of Inflation Targeting: Implications for Emerging-Market and Developing Economies", C. Ghate and K.M. Kletzer (eds.), *Monetary Policy in India*. DOI: 10.1007/978-81-322-2840-0_18
11. Petursson, Thorarinn G. (2000), "Exchange rate or inflation targeting in monetary policy?", *Monetary bulletin*, no. 2000/1, pp. 36-45, available at: [https://www.cb.is/library/Skraarsafn---EN/FromOldWeb/Acrobat-\(PDF\)/mb001_6.pdf](https://www.cb.is/library/Skraarsafn---EN/FromOldWeb/Acrobat-(PDF)/mb001_6.pdf) (access date July 15, 2019).
12. Bordo, Michael D. (2003), "Exchange Rate Regime Choice in Historical Perspective", *IMF Working Papers*, Vol. 03(160). DOI: 10.3386/w9654
13. McCallum, Bennett T. (1989), "Targeting, indicators, and instruments of monetary policy", *NBER Working Paper*, no. 3047, pp. 8-9. DOI: 10.3386/w3047
14. Taylor, J. (2000), "How the Rational Expectations Revolution has Changed", *Macroeconomic Policy Research. Stanford University*, available at: https://link.springer.com/chapter/10.1057/9780333992753_5 (access date July 15, 2019).
15. Dueker, Michael J. (1993), "Can nominal GDP targeting rules stabilize the economy?", *Review, Federal Reserve Bank of St. Louis*, pp. 15-29, available at: <https://research.stlouisfed.org/publications/review/1993/05/01/can-nominal-gdp-targeting-rules-stabilize-the-economy/> (access date July 15, 2019).
16. Davis, J. T., Episcopos, A., and Wettimuny, S. (2001), "Predicting direction shifts on Canadian–US exchange rates with artificial neural networks", *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, no. 10, pp. 83–96. DOI: 10.1002/isaf.200
17. El Shazly, M. R., and El Shazly, H.E. (1999), "Forecasting currency prices using a genetically evolved neural network architecture", *International Review of Financial Analysis*, no. 8, pp. 67–82. DOI: 10.1016/S1057-5219(99)00006-X
18. Episcopos, A., and Davis, J. (1996), "Predicting returns on Canadian exchange rates with artificial neural networks and EGARCHM-M models", *Neural Computing & Applications*, Vol. 4, Iss. 3, pp. 168–174
19. Hann, T. H., and Steurer, E. (1996), "Much ado about nothing? Exchange rate forecasting: Neural networks vs. linear models using monthly and weekly data", *Neurocomputing*, Volume 10, Issue 4, pp. 323–339. DOI: 10.1016/0925-2312(95)00137-9
20. Hu, M.Y., and Tsoukalas, C. (1999), "Combining conditional volatility forecasts using neural networks: An application to the EMS exchange rates", *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, Volume 9, Issue 4, pp. 407-422. DOI: 422 10.1016/s1042-4431(99)00015-3
21. Huang, W., Lai, K. K., Nakamori, Y., and Wang, S.Y. (2004), "Forecasting foreign exchange rates with artificial neural networks: A review", *International Journal of Information Technology & Decision Making*, no. 3(1), pp. 145–165. DOI: 10.1142/S0219622004000969
22. Yu, L.A., Wang, S.Y., and Lai, K.K. (2005), "Adaptive smoothing neural networks in foreign exchange rate forecasting", *Computational Science – ICCS 2005: International Conference on Computational Science*, Part 3, pp. 523–530.
23. Armano, G., Marchesi, M., and Murru, A. (2005), "A hybrid genetic-neural architecture for stock indexes forecasting", *Information Sciences*, no. 170(1), pp. 3–33. DOI: 10.1016/j.ins.2003.03.023
24. Chen, A., Leung, M., and Daouk, H. (2003), "Application of neural networks to an emerging financial market: Forecasting and trading the Taiwan stock index", *Computers & Operations Research*, no. 30(6), pp. 901–923.

25. Kanas, A. (2001), "Neural network linear forecasts for stock returns", *International Journal of Finance and Economics*, Vol. 6(3), pp. 245-254. DOI: 10.1002/ijfe.156
26. Kanas, A., and Yannopoulos, A. (2001), "Comparing linear and nonlinear forecasts for stock returns", *International Review of Economics and Finance*, Volume 10, Issue 4, pp. 383-398. DOI: 10.1016/S1059-0560(01)00092-2
27. Cover, J.P. (1992), "Asymmetric effects of positive and negative money supply shocks", *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 107, pp. 1261–1283.
28. Hoptro R.G., Hall, T.J., and Bramson, M.J. (1991), "Forecasting economic turning points with neural nets", *IJCNN-91-Seattle International Joint Conference on Neural Networks*. DOI: 10.1109/IJCNN.1991.155201
29. Maasoumi, E., Khotanzad, A., and Abaye, A. (1994), "Artificial neural networks for some macroeconomic series: A first report", *Econometric Reviews*, no. 13, pp. 105–122. DOI: 10.1080/07474939408800276
30. Qi, M. (2001), "Predicting US recessions with leading indicators via neural network models", *International Journal of Forecasting*, Vol. 17, Iss. 3, pp. 383–401. DOI: 10.1016/S0169-2070(01)00092-9
31. Tkacz, G. (2001), "Neural network forecasting of Canadian GDP growth", *International Journal of Forecasting*, no. 17, pp. 57–69.
32. Vishwakarma, K. P. (1994), "Recognizing business cycle turning points by means of a neural network", *Computational Economics*, no. 7, pp. 175–185.
33. Richardson, Adam, and van Florenstein Mulder, Thomas (2018), "Nowcasting New Zealand GDP Using Machine Learning Algorithms", *CAMA Working Paper*, no. 47.
34. Aiken, M. (1999), "Using a neural network to forecast inflation", *Industrial Management & Data Systems*, Vol. 99, no. 7, pp. 296-301. DOI: 10.1108/02635579910291984
35. Moshiri, S., and Cameron, N. (2000), "Neural network versus econometrics models in forecasting inflation", *Journal of Forecasting*, no. 19, pp. 201–217. DOI: 10.1002/(SICI)1099-131X(200004)19:3<201::AID-FOR753>3.0.CO;2-4
36. Moshiri, S., Cameron, N. E., and Scuse, D.. (1999), "Static, dynamic, and hybrid neural networks in forecasting inflation", *Computational Economics*, no. 14, pp. 219–235.
37. Mitra, Sundar, Rupak, Thakura, Seema, Bhattacharyyab, and Mondal, Sarkar (2016), "Artificial Neural Network Based Model for Forecasting of Inflation in India", *Fuzzy Information and Engineering*, Volume 8, Issue 1, pp. 87-100. DOI: 10.1016/j.fiae.2016.03.005
38. Li, Han-Lin, and Ko, Yu-Chien (2009), "Inducing dynamic rules of nations' competitiveness from 2001-2005". *International Journal of Information Technology and Decision Making*, no. 08(03), pp. 549-580. DOI: 10.1142/S0219622009003557
39. Cook, Thomas R., and Smalter, Aaron (2017), "Macroeconomic Indicator Forecasting with Deep Neural Networks", *Federal Reserve Bank of Kansas City Working Paper*, no. 17-11. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3046657>
40. van der Hoog Deep, Sander (2017), "Learning in (and of) Agent-Based Models: A Prospectus", *Eastern Economic Journal*, №37(1). DOI: 10.1057/eej.2010.60
41. Chakraborty, Chiranjit, and Joseph, Andreas (2017), "Machine learning at central banks", *Bank of England Staff Working Paper*, no. 674, available at: <https://www.bankofengland.co.uk/working-paper> (access date July 15, 2019).
41. Villa, Alessandro, and Valaitis, Vytautas (2018), "Machine Learning Projection Methods for Macro-Finance Models", *SSRN Electronic Journal*. DOI: 10.2139/ssrn.3209934
42. Bang, James Thomas, Sen, Tinni, and Basuchoudhary, Atin (2015), "New Tools for Predicting Economic Growth Using Machine Learning: A Guide for Theory and Policy", *Southern Economic Association Conference*, available at: https://www.researchgate.net/publication/291827961_New_Tools_for_Predicting_Economic_Growth_Using_Machine_Learning_A_Guide_for_Theory_and_Policy (access date July 15, 2019).
44. Chan, Julian TszKin, and Zhong, Weifeng. (2019), "Reading China: Predicting Policy Change with Machine Learning". *SSRN Electronic Journal*. DOI: 10.2139/ssrn.3275687
45. Radionova, I. and Usyk, V. (2018), "Financial policy rules in the educational sphere: substantiation algorithm". *Management Theory and Studies for Rural Business and Infrastructure Development*, Vol. 40, no. 3, pp. 163-174. DOI: 10.15544/mts.2018.36
46. Ministry of Education and Science of Ukraine (2018), "The government has set up a National Research Foundation to provide grants for science from 2019", available at: <https://mon.gov.ua/ua/news/uryad-stvoriv-nacionalnij-fond-doslidzhen-yakij-davatime-granti-na-nauku-z-2019-roku> (access date July 15, 2019).

Стаття надійшла до редакції 10.08.2019 р.