

ОСОБЛИВОСТІ МОДЕЛЮВАННЯ ПРАВИЛ МОНЕТАРНОЇ ПОЛІТИКИ НА ОСНОВІ ГІБРИДНИХ РЕГРЕСІЙНИХ МОДЕЛЕЙ З НЕЙРОННИМ КОМПОНЕНТОМ

© 2014 ЛУК'ЯНЕНКО І. Г., ЖУК В. М.

УДК 519.86: 330.4

Лук'яненко І. Г., Жук В. М. Особливості моделювання правил монетарної політики на основі гібридних регресійних моделей з нейронним компонентом

У статті розглянуто можливості і специфіку моделювання економічних явищ за допомогою класу моделей, що поєднують у собі елементи економетричних регресій та штучних нейронних мереж. Цей клас моделей включає в себе авторегресійні нейромережі (AR-NN), регресії плавного переходу (STR/STAR), багаторежимні регресії плавного переходу (MRSTR, MRSTAR) та регресії плавного переходу з нейронними коефіцієнтами (NCSTR, NCSTAR). Наявність нейромережного компоненту дозволяє моделям цього класу досягнути високої емпіричної правдоподібності, в тому числі відтворювати складні нелінійні взаємозв'язки. З іншого боку, регресійний апарат розширює можливості інтерпретації отриманих результатів. На прикладі багаторежимного монетарного правила наведено один з випадків специфікації та інтерпретації такої моделі. Зокрема, змодельовано та інтерпретовано принципи управління обмінним курсом гривні, що вступають в дію при переході економіки з порівняно стабільного до кризового стану.

Ключові слова: асиметричність інформації, монетарна політика, монетарне правило, макроекономічна стабільність, гібридні економетричні моделі, нейронні мережі

Рис.: 4. **Формул:** 6. **Бібл.:** 15.

Лук'яненко Ірина Григорівна – доктор економічних наук, професор, завідувач кафедри, кафедра фінансів, Національний університет «Кієво-Могилянська академія» (вул. Сковороди, 2, Київ, 04655, Україна)

Email: luk@kse.org.ua

Жук Василь Михайлович – старший викладач, кафедра фінансів, Національний університет «Кієво-Могилянська академія» (вул. Сковороди, 2, Київ, 04655, Україна)

Email: zhukvm@ukma.kiev.ua

УДК 519.86: 330.4

Лук'яненко И. Г., Жук В. М. Особенности моделирования правил монетарной политики на основе гибридных регрессионных моделей с нейронным компонентом

В статье рассмотрены возможности и специфика моделирования экономических явлений при помощи класса моделей, объединяющих элементы эконометрических регрессий и искусственных нейронных сетей. Этот класс моделей содержит авторегрессионные нейросети (AR-NN), регрессии плавного перехода (STR/STAR), многорежимные регрессии плавного перехода (MRSTR, MRSTAR) и регрессии плавного перехода с нейронными коэффициентами (NCSTR, NCSTAR). Наличие нейросетевого компонента позволяет моделям этого класса достичь высокой эмпирической правдоподобности, в том числе воспроизводить сложные нелинейные взаимосвязи. С другой стороны, регрессионный аппарат расширяет возможности интерпретации полученных результатов. На примере многорежимного монетарного правила приведен один из случаев спецификации и интерпретации подобной модели. В частности, смоделировано и проинтерпретировано принципы управления обменным курсом гривны, вступающие в силу при переходе экономики из сравнительно стабильного в кризисное состояние.

Ключевые слова: асимметричность информации, монетарная политика, монетарное правило, макроекономическая стабильность, гибридные эконометрические модели, нейронные сети

Рис.: 4. **Формул:** 6. **Библ.:** 15.

Лук'яненко Ирина Григорьевна – доктор экономических наук, профессор, заведующий кафедрой, кафедра финансов, Национальный университет «Киево-Могилянская академия» (ул. Сковороды, 2, Киев, 04655, Украина)

Email: luk@kse.org.ua

Жук Василий Михайлович – старший преподаватель, кафедра финансов, Национальный университет «Киево-Могилянская академия» (ул. Сковороды, 2, Киев, 04655, Украина)

Email: zhukvm@ukma.kiev.ua

UDC 519.86: 330.4

Lukianenko I. H., Zhuk V. M. Specific features of modelling rules of monetary policy on the basis of hybrid regression models with a neural component

The article considers possibilities and specific features of modelling economic phenomena with the help of the category of models that unite elements of econometric regressions and artificial neural networks. This category of models contains auto-regression neural networks (AR-NN), regressions of smooth transition (STR/STAR), multi-mode regressions of smooth transition (MRSTR/MRSTAR) and smooth transition regressions with neural coefficients (NCSTR/NCSTAR). Availability of the neural network component allows models of this category achievement of a high empirical authenticity, including reproduction of complex non-linear interrelations. On the other hand, the regression mechanism expands possibilities of interpretation of the obtained results. An example of multi-mode monetary rule is used to show one of the cases of specification and interpretation of this model. In particular, the article models and interprets principles of management of the UAH exchange rate that come into force when economy passes from a relatively stable into a crisis state.

Key words: information asymmetry, monetary policy, monetary rule, macroeconomic stability, hybrid econometric models, neural network

Pic.: 4. **Formulae:** 6. **Bibl.:** 15.

Lukianenko Iryna H. – Doctor of Science (Economics), Professor, Head of the Department, Department of Finance, National University of «Kyiv-Mohyla Academy» (vul. Skovorody, 2, 04655, Ukraine)

Email: luk@kse.org.ua

Zhuk Vasyil M. – Senior Lecturer, Department of Finance, National University of «Kyiv-Mohyla Academy» (vul. Skovorody, 2, 04655, Ukraine)

Email: zhukvm@ukma.kiev.ua

Вступ. В умовах поглиблення світових кризових явищ монетарна політика відіграє одну з ключових ролей у практиці цілеспрямованого державного впливу на забезпечення макроекономічної стабільності окремої держави. Це обумовлює необхідність розвитку і вдосконалення підходів до системного аналізу, прогнозу та кількісного оцінювання впливу інструментів монетарної політики на основні макроекономічні показники за різних сценаріїв економічного розвитку; проведення попередньої стрес-діагностики для виявлення та попередження розвитку негативних тенденцій економіки, а також підвищення якості прогнозу в умовах асиметричності інформації, що не можливо без застосування економіко-математичних методів та моделей [1; 10; 12]. При цьому кількісний аналіз ефективності монетарної політики на основі математичного інструментарію дозволяє перейти до аналізу ефективності окремих монетарних правил, які по суті є формалізацією взаємозв'язку між основними фінансовими показниками, що характеризують стан економіки і наявні раціональні очікування, та інструментами монетарної політики (обліковою ставкою, валютним курсом тощо) [15].

При цьому застосування класичних регресійних моделей при формалізації та оцінюванні монетарних правил у сучасних умовах має суттєві обмеження, оскільки базується на припущенні збереження розвитку основних тенденцій минулого в майбутньому та не дозволяє враховувати асиметричність інформації, наявність нелінійних взаємозв'язків, зростаючу невизначеність щодо розвитку економічних процесів; непередбачувану швидку зміну тенденцій та зростаючий вплив суб'єктивних факторів, зокрема очікувань економічних агентів [8; 11].

У таких умовах виникає необхідність застосування нових підходів до системного аналізу та прогнозу розвитку монетарних процесів, а також формалізованого опису та дослідження монетарних правил. Перспективним інструментарієм у даній галузі досліджень є використання гібридних економіко-математичних моделей, в тому числі таких, що поєднують регресійні (авторегресійні) моделі з нейронними компонентами різних рівнів складності [2; 5].

Незважаючи на те, що проблемами теоретичного обґрунтування, розробки та практичного застосування гібридних моделей займалось досить широке коло західних та вітчизняних вчених, зокрема К. Бішоп, Р. Клемен, Дж. Хансен, Р. Нельсон, Дж. В. Тейлор, М. Медейрос, А. Вейга, Д. ван Дійк, Т. Терасвірта, П. Франсес, Н. Асланідіс, Д. Осборн, М. Сенсьєр, А. Матвійчук, В. Приймак, В. Кулаженко та інші, вони ще не набули великого поширення на практиці, а деякі положення залишаються дискусійними та потребують подальшого розвитку [3; 6; 7; 13; 15]. Зокрема, виникає необхідність в поглибленому дослідженні особливостей побудови гібридних моделей з нейронним компонентом для української економіки та їх застосування для аналізу впливу основних монетарних інструментів на макроекономічну стабільність в умовах невизначеності, значних фінансових ризиків та можливої зміни тенденцій економічного розвитку.

Відповідно метою статті є аналіз особливостей побудови та практичного застосування гібридних економічних моделей, які концептуально об'єднують штучні

нейромережі і регресійний апарат для формалізації монетарних правил та визначення ефективних монетарних інструментів впливу на макроекономічну стабільність в умовах невизначеності та можливої зміни тенденцій економічного розвитку. Для досягнення поставленої мети визначено та вирішено такі основні завдання: обґрунтувати необхідність проведення державою стабілізаційної політики, зокрема монетарної, для досягнення стану макроекономічної стабільності; дослідити підходи щодо формалізації та оцінювання монетарних правил на основі сучасного економетричного апарату; виявити переваги та недоліки найбільш поширених на практиці структур нейронних мереж, а також перспективність та коректність їх об'єднання з регресійними моделями; обґрунтувати найкращу специфікацію гібридної моделі з нейронним компонентом для формалізованого опису монетарних правил для української економіки на сучасному етапі економічного розвитку; визначити адекватні методи оцінювання розроблених гібридних моделей та відповідні ефективні монетарні інструменти впливу на макроекономічну стабільність за різних сценаріїв очікуваної дестабілізації.

Основні результати дослідження. Синтезні (гібридні) моделі, що є комбінацією регресійних або авторегресійних моделей із штучною нейронною мережею, доцільно використовувати в умовах асиметричної інформації, а також в умовах невизначеності та макроекономічної нестабільності, які притаманні економіці України як в минулому, так і на сучасному етапі розвитку.

Проведений попередній аналіз існуючих теоретичних та емпіричних досліджень показує, що найбільш гнучко та ефективно з економетричним апаратом можуть бути синтезовані нейронні мережі зворотного поширення помилки (*feed-forward back propagation, FFBP*), які зарекомендували себе як універсальні апроксиматори, тобто структури, що з довільною точністю можуть апроксимувати будь-яку неперервну функцію декількох змінних [13].

Класично в архітектурі FFBP виділяють два або три шари [10]. При цьому найбільш узагальненим варіантом структури нейронної мережі (апроксиматора) зворотного поширення помилки є структура, яка схематично відображена на рис. 1. та має три шари: вхідний, прихований і вихідний. Вхідний та вихідний шари виконують лінійні перетворення і агрегування вхідних даних, а ключовим елементом структури нейромережі, який зумовлює її основні властивості, є прихований шар. Кожен штучний нейрон цього шару відображає елемент логіки «перемикання» у формі «якщо – то», реалізований нелінійною активаційною функцією [13]. Найбільш поширеним варіантом такої функції на практиці, є, як правило, лог-сигмоїдна функція вигляду:

$$\psi(s) = \frac{1}{1 + e^{-ks}}, \quad (1)$$

де $\psi(s), \psi(s) \in R$ – значення функції активації нейрона, $s, s \in R$ – зважена сума вхідних значень (входів штучного нейрона);

$k, k > 0$ – параметр, що визначає «кривизну» функції, швидкість її переходу від значень, близьких до нуля, до значень, близьких до одиниці.

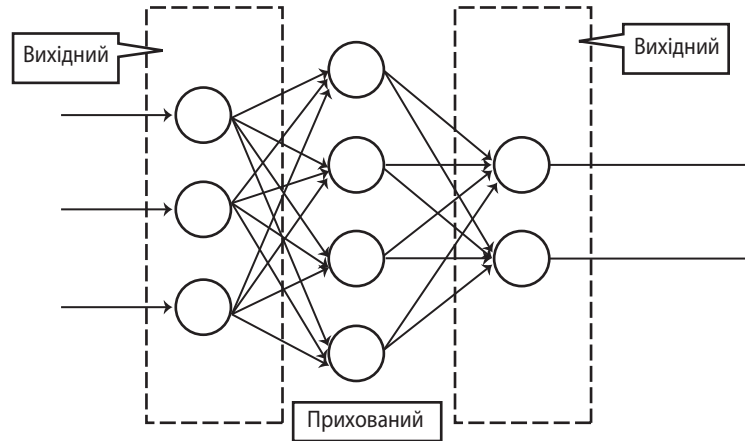


Рис. 1. Узагальнена структура нейронної мережі зворотного поширення помилки з трьома шарами

У даному контексті умовою «якщо» постає порівняння зваженої суми входів нейрона із нулем, а висновком «то» є значення в межах від 0 до 1. Доведено, що при достатньо великих кількостях нейронів у прихованому шарі за допомогою такої архітектури можна апроксимувати будь-яку неперервну функцію декількох змінних [13].

Універсальні властивості нейронної мережі зворотного поширення помилки дозволяють ефективно об'єднувати її з різними типами регресійних моделей та розширюють можливості моделювання монетарних процесів та формування монетарних правил в умовах асиметричності інформації, підвищених ризиків та неочікуваної зміни тенденцій економічного розвитку.

Зокрема, значного поширення і практичного використання набули авторегресійні моделі з нейронним компонентом зворотного поширення помилки, відомі як AR-NN (p,q) моделі, що мають такий загальний вигляд [8]:

$$y_t = \beta_0' w_t + \sum_{j=1}^q \beta_j G(\gamma_j' w_t) + \varepsilon_t, \quad (2)$$

- де y_t – залежна змінна в поточному періоді;
- w_t – вектор регресорів (лагових значень залежної змінної) порядку $(1 \times p)$;
- β_0 – вектор лінійних параметрів авторегресії порядку $((1 \times p))$;
- q – кількість нейронів прихованого шару;
- β_j – вектор вагових коефіцієнтів вихідного шару нейромережі порядку $(1 \times p)$;
- γ_j – вектор вагових коефіцієнтів прихованого шару порядку $(1 \times p)$;
- $G(\cdot)$ – функція активації прихованих нейронів;
- ε_t – вектор незалежних ідентично розподілених залишків (білий шум).

Модель (2) є авторегресійною моделлю, в якій константа (перетин) є виходом FFBP нейромережі, узагальнена структура якої наведена на рис. 2.

Як показує аналіз існуючих емпіричних досліджень, гібридні AR-NN (p,q) моделі мають достатньо хороші прогностичні властивості.

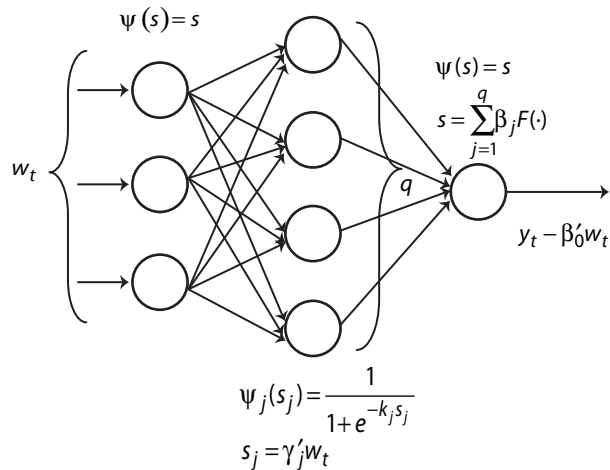


Рис. 2. Структура нейронного компонента з одним вихідним шаром, що застосовується в AR-NN (p,q) моделях

Для більш детального аналізу особливостей, переваг та недоліків різних модифікацій гібридних моделей, розглянемо їх практичне застосування на прикладі моделі монетарного правила із реалізацією нелінійної логіки зміни режимів управління валютним курсом.

Монетарне правило – це залежність між кількісною характеристикою інструмента монетарної політики y_t в t -період (у нашому випадку, номінальний офіційний обмінний курс української гривні щодо долара США) і низкою факторів $w_{j,t}, j = \overline{1,p}; t = \overline{1,n}$. У межах обраної моделі монетарного правила до факторів (w_j) відносяться:

- 1) очікувана реальна ставка відсотка в $(t-1)$ -період в розрахунку на один місяць ($E(rr)_{t-1}$), обчислювана як $E(rr)_{t-1} = \frac{1}{12} \times \text{refrate}_{t-1} - \text{cpi}_{t-1} + 100$, де refrate_{t-1} – лагова облікова ставка НБУ, яка є виразником інфляційних очікувань монетарного регулятора на поточний місяць, cpi_{t-1} – ланцюговий індекс інфляції, у відсотках (%) до попереднього місяця, за минулий місяць;
- 2) реалізована реальна ставка відсотка в t -період в розрахунку на один місяць (rr_t), обчислювана як $rr = \frac{1}{12} \times \text{refrate}_{t-1} - \text{cpi}_t + 100$, де cpi_t – ланцюговий ін-

декс інфляції, у відсотках (%) до попереднього місяця за точний місяць (виходячи з припущення про те, що коректний прогноз індексу споживчих цін (ІСЦ) стає відомим до прийняття рішення про регулювання курсу);

3) логарифм зміни номінального ВВП порівняно із відповідним місяцем попереднього року з лагом у один місяць ($\log(dsngdp_{t-1})$);

4) логарифмічна форма темпу зростання грошової бази у минулому місяці порівняно з позаминулим, що розраховується за формулою $\Delta \log(MO_{t-1}) = \log(MO_{t-1}) - \log(MO_{t-2})$, де MO_{t-1} – значення грошової бази в $(t-1)$ -період.

Побудова класичної лінійної регресії із зазначеними вище факторами дає можливість оцінки напряму та щільності їх зв'язку із заходами НБУ щодо таргетування обмінного курсу в межах періоду, що розглядається. Втім, якщо на даному часовому інтервалі присутні структурні розриви і/або інші прояви нелінійної динаміки, характерної для кризових явищ, оцінені коефіцієнти будуть зміщеними, а відтак нерепрезентативними. Введення в таку модель нейронного компоненту зі структурою, що відображена на рис. 2, тобто переведення її в клас $AR-NN(p, q)$ моделей, дає можливість інтерпретувати вихід нейронного компоненту як очікуваний рівень обмінного курсу, що змінюється динамічно. Таким чином відображається схильність монетарного регулятора до фіксування курсу в околі певних значень (наприклад, так званих «психологічних меж»), що змінюються відповідно до економічної ситуації та/або здатності регулятора втримувати курс на певному рівні. Динаміка курсу довкола даного середнього значення, за умови його сталості, є лінійною, і визначається наведеним вище набором факторів. При цьому знімається проблема некоректної оцінки параметрів.

На відміну від $AR-NN(p, q)$ -моделей, гібридні регресійні моделі плавного переходу, відомі як STR-моделі (smooth transition regression) та їхні похідні: авторегресійні й плавного переходу STAR-моделі (smooth transition autoregression) являють собою дещо відмінний спосіб введення нейронної логіки у лінійну (авто)регресію [2; 5; 8]. У найбільш загальному вигляді моделі даного класу можуть бути представлені таким чином:

$$y_t = \beta_0' w_t + F(\gamma' x_t) \beta_1' w_t + \varepsilon_t, \quad (3)$$

де y_t – залежна змінна в момент часу t ;
 w_t – вектор регресорів (незалежних змінних і/або лагових значень залежної змінної) порядку $(1 \times p)$ у момент часу t ,

x_t – вектор «транзитних» змінних порядку $(1 \times q)$ (який може збігатися повністю або частково з вектором w_t) у момент часу t ,

β_0, β_1 – основний і «коригуючий» вектори лінійних коефіцієнтів,

γ' – вагові коефіцієнти єдиного нейрона прихованого шару мережі,

ε_t – випадкові величини (білий шум) в для періоду t .

Транзитні змінні – це змінні, що визначають логіку переходу від одного режиму до іншого в рамках моделі, що розглядається. Вони можуть збігатися з базовими змінними w_t , але можуть бути і цілковито відмінними від них.

Існує ціла низка критеріїв та статистичних тестів відбору таких змінних, які детально описані у [4].

Гібридні моделі плавного переходу (3), як правило, містять лише один прихований нейрон і, відповідно, один елемент логіки перемикавання. Натомість вихідних значень нейромережі може бути більше ніж одне, і вони відіграють роль коефіцієнтів «коригуючого» лінійного рівняння, що додається до базової регресійної моделі. Відповідно, нейронний компонент моделі має структуру в узагальненому вигляді, наведену на рис. 3. Використання єдиного елемента логіки плавного переходу має істотні переваги, що полягають передусім у значно легшій інтерпретації оцінених коефіцієнтів моделі.

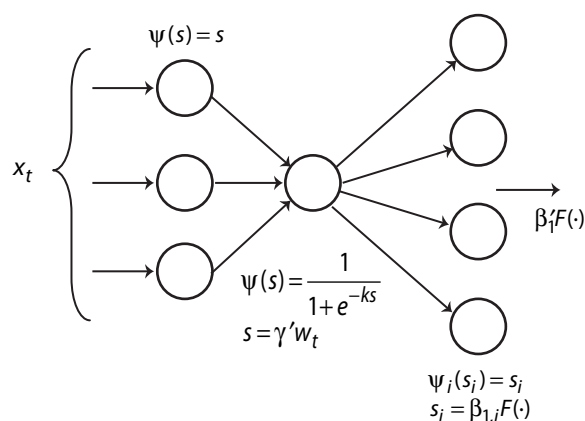


Рис. 3. Узагальнена структура нейронного компоненту з одним прихованим шаром, що застосовується в STAR-моделях

Завдяки цьому даний клас моделей є ефективним при моделюванні асиметричної поведінки певних економічних суб'єктів [1; 12]. Крім того, їх авторегресійна версія (STAR-моделі) має відмінні прогностичні властивості, які в деяких випадках значно перевищують результати, отримані, наприклад, за допомогою ARIMA-моделей.

Розглянемо приклад застосування регресії плавного переходу для вже згаданої моделі монетарного правила. В якості транзитних змінних, що в найбільш значимий спосіб описують нелінійні компоненти переходу, обрано вектор x_t , який складається з двох компонент: ставки рефінансування НБУ в розрахунку на місяць за попередній період (ir_t), яка може бути виразником інфляційних очікувань монетарного регулятора та розраховується за формулою: $ir_t = \frac{1}{12} \times \text{refrate}_{t-1}$, та очікуваного реального рівня зростання ($E(\Delta y_{real})$) апроксимованого індексом реального ВВП з лагом у два місяця: $E(\Delta y_{real})_t = \log(\text{rgdp}_{t-2})$.

В результаті підстановки векторів w_t та x_t в модель (3), зв'язок між факторами та інструментом монетарної політики можна інтерпретувати як динамічний перехід між двома регресіями – реактивної [7], що дозволяє курсу змінювати свій рівень відповідно до коливань економічних індикаторів, і активної, що фіксує курс на заданій траєкторії з дуже низькою еластичністю по відношенню до економічних змінних. Таким чином, порівняно з моделями $AR-NN(p, q)$, зміну характеру управління курсом за допомогою

STAR-моделей можна відобразити більш гнучко, але, з іншого боку, в арсеналі дослідника в такому випадку залишається можливість відтворення лише двох «режимів», що відповідають двом станам-атракторам і що є значним спрощенням, особливо для тривалого проміжку часу і нестійкої як економічної, так і політичної ситуації в країні, яка досліджується.

На сьогодні існують можливості, які дозволяють поєднати властивості AR-NN (p, q) та ST(A)R-моделей в одне ціле за допомогою різних підходів. З них слід виокремити підходи, запропоновані Д. ван Дійком і П. Франсесом [3], які знайшли своє відображення в розробці методології багаторежимного плавного перемикавання на основі MRST(A)R-моделей (Multiple Regime ST(A)R models) та підходи М. Медейрсома і А. Вейга, що базуються на застосуванні моделей з нейронними коефіцієнтами, так званими NCST(A)R-моделями (Neural Coefficient ST(A)R models) [6].

Особливість MRST(A)R-моделей полягає у розташуванні елементів логіки у вигляді ієрархічного бінарного дерева. Припустимо, є дві умови A і B, кожна з яких визначає межу між двома станами (A, A̅, B та B̅). У такому випадку модель з такими двома станами дає можливість описати 4 режими: A ∧ B, A ∧ B̅, A̅ ∧ B та A̅ ∧ B̅. Формалізовано, такий підхід можна записати в вигляді загальної гібридної моделі:

$$y_t = \beta'_0 w_t + F_A(\gamma'_A x_{A,t})(F_B(\gamma'_B x_{B,t}))(\beta'_1 w_t + (1 - F_B(\gamma'_B x_{B,t}))\beta'_2 w_t) + (1 - F_A(\gamma'_A x_{A,t}))(F_B(\gamma'_B x_{B,t}))\beta'_3 w_t + (1 - F_B(\gamma'_B x_{B,t}))\beta'_4 w_t) + \varepsilon_t, \quad (4)$$

де F_A, F_B – функції активації (переходу) першої і другої умов відповідно,

$\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$ – вектори параметрів для відповідних комбінацій станів моделі [2; 3]. Незважаючи на елегантність, притаманну такому рішення, оскільки воно узагальнює декілька класів моделей плавного переходу, а також безперечно перевагу у простоті інтерпретації результатів реалізації моделі, необхідно звернути увагу і на його значний недолік, що полягає в необхідності з кожним новим елементом логіки вводити в модель і оцінювати значну кількість додаткових нелінійних параметрів. Таким чином, з кожним наступним рівнем логічної ієрархії, пошук оптимальної функції максимальної вірогідності для оцінки невідомих параметрів моделі (4) буде ускладнюватись у просторі, вимірність якого зростає за експоненціальним законом.

Недоліки, пов'язані з процедурами оцінювання невідомих параметрів моделей (4), практично усунені у моделях з нейронними коефіцієнтами, які можна вважати особливим випадком розглянутих вище MRSTR-моделей. Загальний вигляд моделі плавного переходу з нейронними коефіцієнтами можна представити як:

$$y_t = \beta'_0 w_t + \sum_{h=1}^H F_h(\gamma'_h x_t) \beta'_h w_t + \varepsilon_t, \quad (5)$$

де H – кількість нейронів прихованого шару,

F_k – функція активації h -го нейрона.

При цьому, обмеження введено в моделі (5) полягає в тому, що всі функції F_h мають аналогічну форму і приймають той самий вектор «транзитних» змінних. Втім,

даними обмеженнями можна знехтувати, оскільки у процесі навчання мережі, яка має достатню кількість прихованих нейронів, кожен нейрон із загального вектора x_t обирає підмножину, наближаючи ваги решти елементів до нуля. Що ж до функціональної форми функції переходу, то більшість з них можуть бути апроксимовані комбінацією сигмоїдних функцій з відповідними параметрами. Графічно структуру нейромережі, покладену в основу гібридної моделі плавного переходу з нейронними коефіцієнтами, відображено на рис. 4.

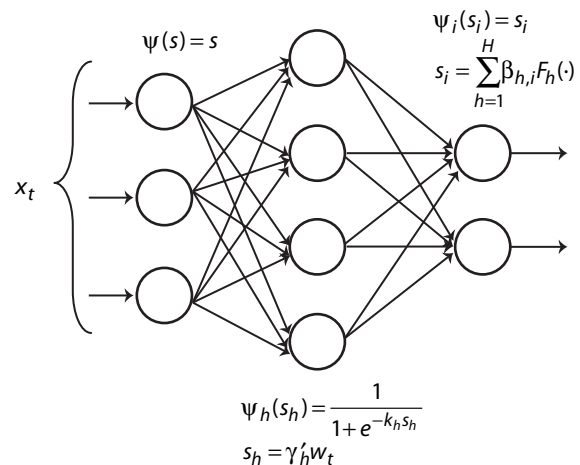


Рис. 4. Узагальнена структура компоненти нейромережі в моделі плавного переходу з нейронними коефіцієнтами

Прикладом застосування даної методології може слугувати розроблена авторами багаторежимна нелінійна модель монетарного впливу, яка наведена та детально описана в [12]. Модель дозволяє відтворювати можливу багаторежимну зміну валютного регулювання для економіки України і відноситься до класу NCSTR-моделей такого загального виду:

$$y_t = \beta'_0 w_t + \sum_{i=1}^h F[\gamma_i(\omega_i x_t - c_i)] \beta'_i w_t + \varepsilon_t$$

$$F(z_i) = \frac{1}{1 + e^{-z_i}}, \quad (6)$$

$$\|\omega_i\| = 1$$

$$\omega_{i1} > 0$$

де y_t відповідає визначеному НБУ рівню обмінного курсу (у формі логарифма);

w_t включає змінні, що є регресорами (факторами) «монетарного правила», і константу;

x_t є вектором транзитних змінних, що визначають стан економіки, тобто таких змінних, які впливають на рішення НБУ стосовно застосування різних режимів монетарної політики;

ω_i та c_i є відповідно вектором коефіцієнтів та перетином, що визначають гіперплощину у просторі змінних стану x_t ;

γ_i – параметр «плавності» переходу. Параметр h відповідає кількості «прихованих нейронів», тобто присутніх у моделі (6) транзитних функцій – елементів логіки зміни режимів. Кожен з цих елементів визначає умову, яка співвідноситься із зважувальним коефіцієнтом в інтервалі (0; 1],

що надається певному «коригувальному монетарному правилу», адитивному по суті. Кожна з таких умов відображає наступну логіку:

- 1) стани економіки визначаються як точки у q -вимірному просторі економічних індикаторів;
- 2) простір станів економіки містить гіперплощину «порогових» точок. У кожній з таких точок відповідна транзитна функція і відповідна вага, що надається коригуючому монетарному правилу, дорівнює 0.5, а у відповідних півпросторах асимптотично прямує до 0 або до 1 залежно від наближеності поточної точки до порогової гіперплощини;
- 3) логарифмічно-сигмоїдний тип прихованих нейронів, застосований у моделі, виводить її в клас логістичних моделей плавного переходу із транзитною функцією, описаною вище.

Таким чином, модель (6) здатна відтворити практично будь-яку логіку, яка явно чи неявно присутня у діяльності НБУ стосовно корекції коефіцієнтів монетарного правила. Відповідно зазначеній вище логіці, параметри моделі (6) можна інтерпретувати наступним чином: β_0 – коефіцієнти загального монетарного правила, яке задіюється, якщо значення всіх транзитних функцій асимптотично близьке до нуля; β_i – коефіцієнти адитивних коригуючих монетарних правил; ω_i, c_i – відповідно вектор коефіцієнтів і погорове значення для i -ї транзитної функції. Якщо x_t складається з q змінних, то вони визначають гіперплощину порогових значень у q -вимірному просторі; γ_i – параметр нахилу, який визначає швидкість режимного переходу. Якщо γ_i стає порівняно великим, логістична функція плавного переходу вироджується до аналогу крокової функції-перемикача.

Остаточну специфікацію багаторежимної нелінійної моделі монетарного правила (6) було визначено методом «від часткового до загального», який означає, що спочатку було побудовано модель із одним нейроном і її залишки протестовано на нелінійність. Якщо нульова гіпотеза про відсутність залишкової нелінійності відкидається, модель переоцінюється із додатковим нейроном. Процедура переоцінки продовжується до тих пір, поки не буде прийнято нульову гіпотезу, при чому з кожним наступним нейроном рівень значимості для тесту зменшується наполовину. Для оцінювання невідомих коефіцієнтів моделі було застосовано ітеративний метод нелінійних найменших квадратів із розбивкою на лінійні та нелінійні параметри. Суть даного методу полягає в тому, що лінійні коефіцієнти (ті, що містяться у монетарних правилах) та нелінійні коефіцієнти (які визначають транзитні функції) оцінюються по чергово до моменту, коли зменшення похибки моделі з кожним наступним кроком збігається до певного заздалегідь заданого значення. При цьому нелінійні параметри оптимізуються за алгоритмом Левенберга-Марквардта, тоді як лінійні оцінюються звичайним методом найменших квадратів.

У результаті оцінювання моделі було виявлено присутність 7-ми прихованих нейронів, тобто сім елементів логіки перемикання. Завдяки детальному аналізу поверхні перемикання, виділено 7 основних станів економіки протягом досліджуваного періоду, що істотно позначилися на

характері монетарного регулювання обмінного курсу. Перший стан економіки (I) виникає за високих інфляційних очікувань (порядку 1.5 – 5.5% на місяць) та в умовах падіння ВВП. За таких умов Національний банк не в змозі утримувати стабільність курсу і переводить курс у режим вільної або стримуваної девальвації. Режими II і III асоціюються з посткризовим переходом і стабілізацією, коли високі інфляційні очікування ще залишаються в силі, але зростання ВВП вже відновлюється. За умов порівняно низьких інфляційних очікувань (до 0.7% на місяць) вступають у силу такі режими: Режим VI асоціюється із помірними або низькими темпами зростання реального ВВП (до 101 – 109%). За таких умов регулятор схильний вводити режим прив'язки гривні до долара США з фіксованим курсом або незначними дискреційними варіаціями; Режим IV за умов високого рівня зростання ВВП (понад 110 – 113%) відповідає 2004 – початку 2005 року, коли сприятливі умови зовнішньої торгівлі та активний притік інвестицій привели до значного зростання суспільного виробництва в Україні. Валютний курс при цьому знаходився де-факто у режимі повзучої прив'язки на основі дискреційних рішень НБУ і коливався довкола рівня у 5.3 грн за долар США з наступною ревальвацією і фіксацією курсу на рівні 5.05 грн за долар США всередині 2005 року). Режим IV порівняно з режимом VI характеризується вищою еластичністю монетарного правила до змін в монетарній базі (еластичність змінює знак і стає позитивною), порівняно вищою еластичністю до реальних ставок відсотка і дещо нижчою еластичністю до ВВП. Режим VII відповідає стабілізаційній активності, спрямованій на запобігання різкій ревальвації гривні в результаті масивного притоку валютної грошової маси в економіку. Переоцінена на оновленій інформації модель (6) підтвердила отримані раніше результати.

Таким чином, на основі послідовного синтезу класичної архітектури FFBP нейронної мережі і лінійних (авто)регресійних рівнянь можна отримати різні варіанти ефективних і водночас порівняно мінімалістичних нелінійних гібридних моделей, які можна використовувати для формалізації монетарних правил та визначення кількісних оцінок впливу монетарних інструментів на досягнення макроекономічної стабільності за різних сценаріїв можливого розвитку подій.

Висновки. Сучасний етап економічної трансформації України характеризується умовами зростаючої невизначеності щодо економічного розвитку економічних та, зокрема, монетарних процесів, непередбачуваної зміни їх тенденцій, асиметричності інформації, а також ускладненості нелінійних взаємозв'язків між основними макроекономічними індикаторами та інструментами монетарної політики. Відповідно, виникає необхідність застосування нових підходів до системного аналізу та моделювання правил монетарної політики. В цьому аспекті гібридні моделі, що поєднують регресійні або авторегресійні компоненти і штучні нейронні мережі, є досить ефективним рішенням, здатним відтворити складні нелінійні процеси за допомогою порівняно простого економетричного апарату. Зокрема, авторегресійні нейронні мережі (AR-NN) дозволяють реалізувати поведінку лінійних коливань довкола свого середнього, рівень якого може нелінійно змінюватися в часі. Більш складним випадком є регресійні гібридні мо-

делі плавного переходу (ST(A)R) та багаторежимні гібридні моделі плавного переходу, в яких нелінійною є структура поведінки не лише середнього значення (перетину), але й решти коефіцієнтів регресійного рівняння. Наведений приклад розробленої та оціненої на реальній інформації багаторежимної моделі монетарного впливу для української економіки підтверджує можливість практичної реалізації гібридних моделей для країн з трансформаційною економікою та ефективність їх застосування для системного аналізу, прогнозу та кількісного оцінювання впливу інструментів монетарної політики на основні макроекономічні показники в умовах невизначеності, асиметричності інформації та можливої зміни тенденцій економічного розвитку.

ЛІТЕРАТУРА

- Chiang H. Essays on monetary policy and international trade: Ph.D dissertation: Texas A&M University / Hui-Chu Chiang. – Texas 2008. – 100 с.
- Dijk D., Terasvirta T., Franses P. H. Smooth transition autoregressive models-A survey of recent developments/ D. Dijk , T. Terasvirta, P. H. Franses // *Econometric Institute. Reseach Report*. – 2000. – № EI2000-23/A. – С. 3–41.
- Dijk D, Franses P. H. Modelling Multiple Regimes in the Business Cycle/ D.Dijk, P.H.Franses // *Macroeconomic Dynamics*. – 1999. – № 3. – С. 311–340.
- Eitrheim Ø., Terasvirta T. Testing the adequacy of smooth transition autoregressive models/ Ø.Eitrheim, T.Terasvirta // *Journal of Econometrics*. – 1996. – Т. 74. – № 1. – С. 59–75.
- Medeiros M.C., Terasvirta T., Rech G. Building neural network models for time series: A statistical approach/ M.C.Medeiros, T.Terasvirta, G.Rech // *Journal of Forecasting*. – 2006. – Т. 25. – № 1. – С. 49–75.
- Medeiros M. C., Veiga A. A flexible coefficient smooth transition time series model./ M.C.Medeiros, A.A.Veiga // *IEEE Transactions.on Neural Networks*. – 2005. – Т. 16. – № 1. – С. 97–113.
- Orphanides A. Monetary Policy Rules Based on Real-Time Data/ A.Orphanides // *American. Economic Review*. – 1997. – Т. 91. – № 4. – С. 964–985.
- Terasvirta T., Dijk D., Medeiros M. C. Linear models, smooth transition autoregressions, and neural networks for forecasting macroeconomic time series: A re-examination/ T.Terasvirta, D.Dijk, M.C.Medeiros // *International Journal of . Forecasting*. – 2005. – Т. 21. – № 4. – С. 755–774.
- Лук'яненко І. Г. Оптимізація інвестиційної діяльності в умовах підвищеного ризику / І. Г. Лук'яненко // *Бізнес Інформ*. – 2009. – Т. 3. – № 2. – С. 31–33.
- Лук'яненко І. Г. Моделювання впливу змін фіскальної політики на економіку України/ І. Г. Лук'яненко // *Бізнес Інформ*. – 2012. – № 4. – С. 197–201.
- Лук'яненко І. Г., Городніченко Ю. О. Сучасні економічні методи у фінансах / І. Г. Лук'яненко, Ю. О. Городніченко. – К.: Літера ЛТД, 2002. – 352 с.
- Лук'яненко І. Г., Жук В. М. Моделювання впливу зміни монетарних режимів на фінансово-економічний розвиток країн з перехідною економікою/ І. Г. Лук'яненко, В. М. Жук // *Економіка і прогнозування*. – 2011. – № 2. – С. 130–151.
- Матвійчук А. В. Штучний інтелект в економіці: нейронні мережі, нечітка логіка: монографія/. А. В. Матвійчук. – К.: КНЕУ, 2011. – 439 с.
- Організаційно-методичні підходи до запровадження в НБУ системи оцінки стійкості фінансової системи: Інформаційно-аналітичні матеріали / під ред. В. І. Міщенко, О. І. Кіреєва, М. М. Шаповалової. – К.: – Центр наукових досліджень НБУ. – 2005.–97с.
- Модели оценки и анализа сложных социально-экономических систем: Монография / під ред. В. С. Пономаренко, Т. С. Клебанова, Н. А. Кизим. – Х.: – ІД «ИНЖЭК», 2013. – 664 с.

REFERENCES

- Chiang, H. "Essays on monetary policy and international trade" *Ph. D dissertation*, 2008.
- Dijk, D., Terasvirta, T., and Franses, P. H. "Smooth transition autoregressive models-A survey of recent developments"*Econometric Institute. Reseach Report*, no. EI2000-23/A (2000): 3-41.
- Dijk, D., and Franses, P. H. "Modelling Multiple Regimes in the Business Cycle"*Macroeconomic Dynamics*, no. 3 (1999): 311-340.
- Eitrheim, O., and Terasvirta, T. "Testing the adequacy of smooth transition autoregressive models"*Journal of Econometrics* vol. 74, no. 1 (1996): 59-75.
- Luk'ianenko, I. H. "Optimizatsiia investytsiinoi diialnosti v umovakh pidvyshchenoho ryzyku" [Optimization of investment in terms of increased risk]. *Biznes Inform* vol. 3, no. 2 (2009): 31-33.
- Luk'ianenko, I. H. "Modeliuvannia vplyvu zmin fiskalnoi polityky na ekonomiku Ukrainy" [Modeling the impact of changes in fiscal policy on the economy of Ukraine]. *Biznes Inform*, no. 4 (2012): 197-201.
- Luk'ianenko, I. H., and Horodnichenko, Yu. O. *Suchasni ekonometrychni metody finansakh* [Modern econometric methods in finance]. Kyiv: Litera LTD, 2002.
- Luk'ianenko, I. H., and Zhuk, V. M. "Modeliuvannia vplyvu zminy monetarnykh rezhymiv na finansovo-ekonomichnyi rozvytok krain z perekhidnoiu ekonomikoiu" [Modeling the impact of changes in monetary regimes in the financial and economic development of countries in transition]. *Ekonomika i prohnozuvannia*, no. 2 (2011): 130-151.
- edeiros, M. C., Terasvirta, T., and Rech, G. "Building neural network models for time series: A statistical approach"*Journal of Forecasting* vol. 25, no. 1 (2006): 49-75.
- edeiros, M. C., and eiga, A. A. "A flexible coefficient smooth transition time series model"*IEEE Transactions. on Neural Networks* vol. 16, no. 1 (2005): 97-113.
- Matviichuk, A. V. *Shtuchnyi intelekt v ekonomitsi: neironni merezhi, nechitka lohika* [Artificial intelligence in economics: neural networks, fuzzy logic]. Kyiv: KNEU, 2011.
- Modely otsenky y analiza slozhnykh sotsyalno-ekonomicheskyykh system* [Model evaluation and analysis of complex socio-economic systems]. Kharkiv: YNZhEK, 2013.
- Orphanides, A. "Monetary Policy Rules Based on Real-Time Data"*American Economic Review* vol. 91, no. 4 (1997): 964-985.
- Orhanizatsiino-metodychni pidkhody do zaprovadzhennia v NBU systemy otsinky stiiikosti finansovoi systemy* [Organizational and methodical approaches to the implementation of the NBU assess the stability of the financial system]. Kyiv: Tsentru naukovykh doslidzhen NBU, 2005.
- Terasvirta, T., Dijk, D., and Medeiros, M. C. "Linear models, smooth transition autoregressions, and neural networks for forecasting macroeconomic time series: A re-examination"*International Journal of Forecasting* vol. 21, no. 4 (2005): 755-774.