УДК 519.925.51
DOI https://doi.org/10.24144/2616-7700.2023.42(1).154-163

В. Ю. Глагола

ДВНЗ «Ужгородський національний університет»,
провідний інженер-програміст ЦІТ,
veronika.smolanka@uzhnu.edu.ua
ORCID: https://orcid.org/0000-0002-8380-1967

СИНТЕЗ КОМБІНОВАНОЇ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ

В роботі запропоновано метод побудови комбінованої моделі для прогнозування часових рядів. У роботі розглянуті класичні базові моделі прогнозування і на їх основі будується комбінована модель, яка допускає нейромережеву реалізацію. Множина базових моделей э динамічною, тобто у цю множину можуть вноситися нові моделі прогнозування, можуть видалятися моделі залежно від властивостей часових рядів. Для синтезу комбінованої моделі прогнозування з заданим кроком прогнозу, на початку визначається оптимальний крок передісторії. Будується функціонал і для фіксованого кроку прогнозу методом авторегресії визначається оптимальний крок передісторії, що визначає проміжок часу на якому проводиться аналіз точності моделей з базової множини. У процесі побудови комбінованої моделі для кожної базової моделі визначається ваговий коефіцієнт з яким вона входить у комбіновану модель. Вагові коефіцієнти базових моделей визначаються на підставі їх точності прогнозування на часовому періоді, визначеного кроком передісторії. Вагові коефіцієнти відображають міру впливу базових моделей на точність прогнозування комбінованої моделі. Після побудови комбінованої моделі проводиться її навчання та визначаються ті базові моделі, які будуть внесені в остаточну комбіновану модель прогнозування. Внаслідок такого підходу, як показують конкретні приклади, у багатьох випадках вдалося істотно покращити точність прогнозування комбінованої моделі.

Ключові слова: часовий ряд, модель прогнозування, навчання, комбінована модель, крок прогнозу.

1. Вступ. Ринкова сфера діяльності широко застосовує прогнозування, що покращує планування виробничих потужностей і фінансових можливостей підприємств. Створення відповідних економіко-математичних моделей, обумовлює ефективне використання наявних ресурсів у процесі виробництва і надання послуг.

У визначенні стратегій розвитку підприємств важливу роль відіграє обчислення прогнозів економічних і фінансових показників та чинників. Достатньо щоб була відома достовірна інформація про діяльність підприємства в минулому, для того щоб отримати потрібні прогнози на майбутнє, для цього можна застосовувати різні методи прогнозування. Найважливішим у виборі методу є мета й деталізації прогнозних чинників і середовища. Вибір методу і моделі, які використовуються для прогнозування залежать також від внутрішніх закономірностей часових рядів та від зовнішніх впливових факторів. Наведений в роботі метод синтезу нейромережі для прогнозування сприяє у вирішенні проблеми знаходження «найефективнішої» моделі, що будується на основі базових моделей.

В процесі проведення даного дослідження, поряд з загальнонауковими методами були використані відомі методи прогнозування часових рядів, серед яких авторегресійна модель [1], метод найменших квадратів і найменших квадратів з вагами [2], метод експоненційного згладжування (метод Брауна) [3], методи екстраполяції [4].

Проблемам прогнозування кількісних показників різних процесів та явищ на основі ретроспективних даних, які знайшли своє відображення у часових рядах, присвячено ряд сучасних наукових досліджень. В основі таких досліджень лежать різні концепції. В [5, 6, 7] виконано порівняльний аналіз основних моделей машинного навчання для прогнозування часових рядів.

Основу сучасних досліджень становлять гібридні прогнозуючі моделі, в яких в різний спосіб поєднано декілька методів прогнозування [8, 9]. Застосування таких моделей часто дозволяє покращувати точність прогнозу шляхом врахування особливостей часових рядів. В [10, 11] розроблено метод синтезу прогнозуючої схеми на основі базових прогнозуючих моделей, який дозволяє для кожного конкретного часового ряду в автоматизованому режимі визначити результати прогнозування методами, які забезпечують мінімізацію похибки прогнозування в заданій системі базисних моделей. Робота [12] присвячена розробці еволюційного методу для прогнозування часових рядів, застосування якого дозволяє покращити якість прогнозу, в порівнянні з моделями прогнозування, які включені в базову прогнозуючу модель. Також, для прогнозування пропонується застосовувати динамічну обчислювальну систему нейронних мереж [13, 14].

Проведений аналіз сучасних наукових джерел дає підстави стверджувати, що актуальною є розробка нових моделей прогнозування, які б дозволяли на основі реалізації ідеї «конкуренції» базових прогнозних моделей отримувати більш точні результати прогнозу для конкретних часових рядів.

2. Визначення пріоритетів базових моделей прогнозування і побудова прогнозуючої нейромережі. Нехай $v_1,\ v_2,\ \ldots,\ v_t,\ \ldots,\ v_n$ часовий ряд, що відповідає послідовністю значень виробничого або фінансового показника деякого підприємства, v_t — значення досліджуваного показника у момент часу t, а n — число реалізацій даного показника.

Прогнозне значення $\tilde{v}_t$ показника v_t у момент часу t можна записати так:

$$\tilde{v}_t = f\left(a_1,\ \ldots,\ a_r,\ v_{t-1},\ \ldots,\ v_{t-k},\ t\right),$$

де $a_1,\ \ldots,\ a_r$ — параметри моделі, k — глибина передісторії. Для знаходження параметрів $a_1,\ \ldots,\ a_r$, як правило будується функціонал

$$L(a_1, \ldots, a_r) = \sum_{t=k+1}^{n} (\nu_t - \widetilde{\nu}_t)^2,$$

і мінімізація цього функціоналу проводиться методом найменших квадратів. Після знаходження $a_1^*,\ \ldots,\ a_r^*$ параметрів $a_1,\ \ldots,\ a_r$, які мінімізують функціонал L, отримані оптимальні параметри прогнозування часового ряду ν_t для моделі f. В залежності від типу функцій f маємо різні оптимальні моделі прогнозування часового ряду.

Перед побудовою нейромережі для заданого кроку прогнозу τ методом авторегресії знаходимо оптимальний крок передісторії k_τ^* [11]. Після визначення k_τ^* для фіксованого $\tau = \tau_0$ розглянемо різні моделі прогнозування $M_1,\ M_2,\ \ldots,\ M_q$ часового ряду з кроком прогнозу τ на часовому періоді $n - k_\tau^* + 1,\ \ n - k_\tau^* +$

2, $\ldots$, n. На основі отриманих результатів прогнозу за вищенаведеними методами побудуємо наступну таблицю

Таблиця 1.

Прогнозні значення часового ряду відносно різних моделей

Моделі прогнозування	**Прогнозні значення часового ряду за період** $n-k_\tau^*+1,\ n-k_\tau^*+2,\ \ldots,\ n$			
	$v_{n-k_\tau^*+1}$	$v_{n-k_\tau^*+2}$	$\cdots$	v_n
M_1	$\tilde{v}^{(1)}_{n-k_\tau^*+1}$	$\tilde{v}^{(1)}_{n-k_\tau^*+2}$	$\cdots$	$\tilde{v}^{(1)}_n$
M_2	$\tilde{v}^{(2)}_{n-k_\tau^*+1}$	$\tilde{v}^{(2)}_{n-k_\tau^*+2}$	$\cdots$	$\tilde{v}^{(2)}_n$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
M_q	$\tilde{v}^{(q)}_{n-k_\tau^*+1}$	$\tilde{v}^{(q)}_{n-k_\tau^*+2}$	$\cdots$	$\tilde{v}^{(q)}_n$

У кожному стовпчику $v_{n-k_\tau^*+1}$, $v_{n-k_\tau^*+2}$, $\ldots$, v_n Таблиці 1 знаходимо найменше квадратичне відхилення між прогнозними і фактичними значеннями відповідних членів часового ряду. Математично це можна записати так:

Нехай

$$j_1 = n - k_\tau^* + 1, \quad \varepsilon_1 = \min\left\{\left(v_{j_1} - \tilde{v}^{(1)}_{j_1}\right)^2,\ \left(v_{j_1} - \tilde{v}^{(2)}_{j_1}\right)^2,\ \ldots,\ \left(v_{j_1} - \tilde{v}^{(q)}_{j_1}\right)^2\right\},$$

$$j_2 = n - k_\tau^* + 2, \quad \varepsilon_2 = \min\left\{\left(v_{j_2} - \tilde{v}^{(1)}_{j_2}\right)^2,\ \left(v_{j_2} - \tilde{v}^{(2)}_{j_2}\right)^2,\ \ldots,\ \left(v_{j_2} - \tilde{v}^{(q)}_{j_2}\right)^2\right\},$$

$$\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots$$

$$j_{(k_\tau^*)} = n, \quad \varepsilon_{k_\tau^*} = \min\left\{\left(v_n - \tilde{v}^{(1)}_n\right)^2,\ \left(v_n - \tilde{v}^{(2)}_n\right)^2,\ \ldots,\ \left(v_n - \tilde{v}^{(q)}_n\right)^2\right\}.$$

Визначимо множини $I_1,\ I_2,\ \ldots,\ I_{k_\tau^*}$ наступним чином:

$$I_1 = \left\{i \in \{1,\ 2,\ \ldots,\ q\} \,|\varepsilon_1 = \left(v_{j_1} - \tilde{v}^{(i)}_{j_1}\right)^2\right\},$$

$$I_2 = \left\{i \in \{1,\ 2,\ \ldots,\ q\} \,|\varepsilon_2 = \left(v_{j_2} - \tilde{v}^{(i)}_{j_2}\right)^2\right\},$$

$$\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots$$

$$I_{k_\tau^*} = \left\{i \in \{1, 2, \ldots, q\} \,|\varepsilon_{k_\tau^*} = \left(v_n - \tilde{v}^{(i)}_n\right)^2\right\},$$

і побудуємо наступну таблицю

де

$$a_{ps} = \begin{cases} \beta^{k_\tau^* - s}, & O : I >\ s \in I_s, \\ 0, & O : I >\ s \notin I_s, \end{cases}$$

$$s_p(\beta) = \sum_{j=1}^{k_\tau^*} a_{pj}, \quad 0 < \beta < 1, \quad (p = 1, 2, \ldots, q;\ s = 1, 2, \ldots, k_\tau^*).$$

Таблиця 2.

Параметри базових моделей прогнозування

Моделі прогнозування	j_1	j_2	$\cdots$	$j_{k^*_\tau}$	**Результуючий стовпчик**
M_1	a_{11}	a_{12}	$\cdots$	$a_{1k^*_\tau}$	$S_1(\beta)$
M_2	a_{21}	a_{22}	$\cdots$	$a_{2k^*_\tau}$	$S_2(\beta)$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\cdots$	$\vdots$	$\vdots$
M_q	a_{q1}	a_{q2}	$\cdots$	$a_{qk^*_\tau}$	$S_q(\beta)$

За допомогою $S_p(\beta)$ та $S(\beta) = \sum_{p=1}^{q} S_p(\beta)$ визначимо вагові коефіцієнти прогнозуючих моделей $M_p \quad (p \leq q)$ з якими вони входять у наступну прогнозуючу схему

$$\tilde{v}_{n+\tau} = \frac{S_1(\beta)}{S(\beta)}\tilde{v}^{(1)}_{n+\tau} + \frac{S_2(\beta)}{S(\beta)}\tilde{v}^{(2)}_{n+\tau} + \ldots + \frac{S_q(\beta)}{S(\beta)}\tilde{v}^{(q)}_{n+\tau}.$$

За допомогою параметрів $S_p(\beta) \ (p = 1, 2, \ldots, q)$ визначимо пріоритети базових моделей прогнозування наступним чином: модель M_i має більш високій пріоритет у прогнозуванні ніж модель M_j для заданого часового ряду з кроком прогнозу τ відносно параметра β, якщо $S_i(\beta) > S_j(\beta)$.

Алгоритм навчання комбінованої моделі прогнозування часових рядів Нехай $v_1, v_2, \ldots, v_n$ часовий ряд. Навчання комбінованої моделі для прогнозування часових рядів здійснюємо за наступним алгоритмом:

Крок 1. Задаємо крок прогнозу $\tau = \tau_0$.

Крок 2. Методом авторегресії визначаємо оптимальний крок передісторії k^*_τ.

Крок 3. Проведемо прогнозування часового ряду відносно базових моделей $M_1, M_2, \ldots, M_q$ з кроком τ на періоді $n - k^*_\tau + 1$, $n - k^*_\tau + 2$, ..., n, де n — кількість членів в часовому ряді. На основі отриманих результатів прогнозу відносно цих моделей побудуємо Таблицю 1.

Крок 4. Задаємо m точок $\beta_r = \frac{r}{m} \quad (r = 1, 2, \ldots, m)$ в інтервалі $(0, 1]$ і для кожного фіксованого $\beta = \beta_r$ будуємо Таблицю 2. З ненульових елементів результуючого стовпчика цієї таблиці побудуємо упорядковану множину $U_r = \left(S_{r_1}(\beta_r) \geq S_{r_2}(\beta_r) \geq \ldots \geq S_{r_{q_r}}(\beta_r)\right)$.

Крок 5. Визначимо множину найвпливовіших моделей U^*_r, які будуть включені у комбіновану модель відносно $\beta = \beta_r$. На початку приймемо, що $U^*_r = \{M_{r_1}\}$. Тоді прогноз проводиться за формулою: $\tilde{v}_{n+\tau} = \tilde{v}^{(r_1)}_{n+\tau}$.

Знаходимо значення функціоналу $H_1(\beta_r)$:

$$H_1(\beta_r) = \sum_{i=1}^{k^*_\tau} \left(v_{j_i} - \tilde{v}^{(r_1)}_{j_i}\right)^2,$$

де $j_i = n - k^*_\tau + i$.

Задаємо правило включення моделі M_{r_2} у комбіновану модель.

Розглянемо модель прогнозування:

$$\tilde{v}_{n+\tau} = \frac{S_{r_1}(\beta_r)}{S(\beta_r)}\tilde{v}^{(r_1)}_{n+\tau} + \frac{S_{r_2}(\beta_r)}{S(\beta_r)}\tilde{v}^{(r_2)}_{n+\tau},$$

де $S(\beta_r) = S_{r_1}(\beta_r) + S_{r_2}(\beta_r)$.

Обчислимо значення функціоналу $H_2(\beta_r)$:

$$H_2(\beta_r) = \sum_{i=1}^{k_\tau^*} \left(v_{j_i} - \frac{S_{r_1}(\beta_r)}{S(\beta_r)} \tilde{v}_{j_i}^{(r_1)} - \frac{S_{r_2}(\beta_r)}{S(\beta_r)} \tilde{v}_{j_i}^{(r_2)} \right)^2 .$$

Якщо $H_2(\beta_r) < H_1(\beta_r)$, тоді модель M_{r_2} включаємо у множину U_r^*, тобто

$$U_r^* = \{M_{r_1}\} \bigcup \{M_{r_2}\} .$$

Умовою включення моделі M_{r_3} у множину U_r^* є виконання нерівності $H_3(\beta_r) < H_2(\beta_r)$, де

$$H_2(\beta_r) = \sum_{i=1}^{k_\tau^*} \left(v_{j_i} - \frac{S_{r_1}(\beta_r)}{S(\beta_r)} \tilde{v}_{j_i}^{(r_1)} - \frac{S_{r_2}(\beta_r)}{S(\beta_r)} \tilde{v}_{j_i}^{(r_2)} - \frac{S_{r_3}(\beta_r)}{S(\beta_r)} \tilde{v}_{j_i}^{(r_3)} \right)^2 ,$$

і

$$S(\beta_r) = S_{r_1}(\beta_r) + S_{r_2}(\beta_r) + S_{r_3}(\beta_r).$$

Процес побудови множини U_r^* для кожного r продовжуємо до виконання умов включення моделей із U_r $(r = 1, 2, \ldots, q_r)$.

Крок 6. Нехай

$$U_r^* = \left\{ M_{r_1}, M_{r_2}, \ldots, M_{r_{h_r}} \right\}$$

і

$$H_{r^*_{h^*_r}}(\beta_{r^*}) = \min \left\{ H_{r_{h_r}}(\beta_r) \,|r = 1, 2, \ldots, m \right\} .$$

Тоді прогнозування проводиться на основі базових моделей множини $U_{r^*}^* = \left\{ M_{r_1^*}, M_{r_2^*}, \ldots, M_{r^*_{k_r^*}} \right\}$ за формулою:

$$\tilde{v}_{n+\tau} = \frac{S_{r_1^*}(\beta_{r^*})}{S(\beta_{r^*})} \tilde{v}_{n+\tau}^{(r_1^*)} + \frac{S_{r_2^*}(\beta_{r^*})}{S(\beta_{r^*})} \tilde{v}_{n+\tau}^{(r_2^*)} + \ldots + \frac{S_{r^*_{h^*_r}}(\beta_{r^*})}{S(\beta_{r^*})} \tilde{v}_{n+\tau}^{(r^*_{h^*_r})} ,$$

де

$$S(\beta_{r^*}) = S_{r_1^*}(\beta_{r^*}) + S_{r_2^*}(\beta_{r^*}) + \ldots + S_{r^*_{h^*_r}}(\beta_{r^*}).$$

Слід відмітити, що кожна із базових моделей допускає реалізацію одним нейронним елементом відносно τ і k_τ^*. Ваговий вектор нейронного елемента відповідної моделі визначається оптимальними значеннями параметрів τ і k_τ^*, а його функція активації реалізує відповідну прогнозуючу модель.

Синтезована нейронна мережа реалізує комбіновану модель прогнозування часових рядів на основі базових моделей $\{M_1, M_2, \ldots, M_q\}$ відносно τ і оптимальних параметрів k_τ^* і r^*.

3. Аналіз якості побудованої нейромережевої моделі прогнозування. Важливим етапом прогнозування є верифікація прогнозів, тобто оцінювання їх точності та їх обґрунтованості. На етапі верифікації використовують різні критерії, які дають можливість оцінити якість прогнозу.

Для оцінки якості прогнозу побудованої нейромережевої моделі застосовували критерію MRE (Mean Relative Error) – середня відносна похибка. MRE визначається за формулою:

$$MRE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{v_t - \tilde{v}_t}{v_t}\right|,$$

де v_t — значення часового ряду у момент часу t; $\tilde{v}_t$ — прогнозне значення v_t.

Середню відносну похибку (MRE) можна використовувати для порівняння двох (або більше) різних прогнозів одного й того ж часового ряду: кращим вважається той прогноз, у якого значення MRE є меншим.

За критерієм середньої відносної похибки оцінимо якість прогнозу нейромережі шляхом порівняння її результатів з результатами класичних прогнозуючих моделей: M_1 — авторегресії, M_2 — метод найменших квадратів, M_3 — метод найменших квадратів з вагами, M_4 — метод Брауна, M_5 — метод екстраполяції, M_6 — складний метод екстраполяції.

Ефективність прогнозу побудованої нейромережі показано на даних чисельності наявного населення (за оцінкою) в Україні у 2015–2019 роках [15].

Результати прогнозу моделей M_1, M_2, M_3, M_4, M_5, M_6 і комбінованої нейромережі наводяться у наступних таблицях:

Таблиця 3.

Чисельність населення України 2015–2019 роках (якість прогнозу з кроком $\tau = 1$)

	Метод авторегресії M_1	**Метод найменших квадратів** M_2	**Метод найменших квадратів з вагами** M_3	**Метод Брауна** M_4	**Комбінована модель**	**Реальні дані**
Прогнозоване значення	41,884	41,888	43,068	52,745	40,579	41,09

Параметри, які були використані для синтезу нейромережі:

$$n = 5; \quad k_\tau^* = 2.$$

Для методу найменших квадратів та найменших квадратів з вагами функція для апроксимації тренда визначається за формулою:

$$w_t = \sum_{i=1}^{m} a_i t^{i-1}$$

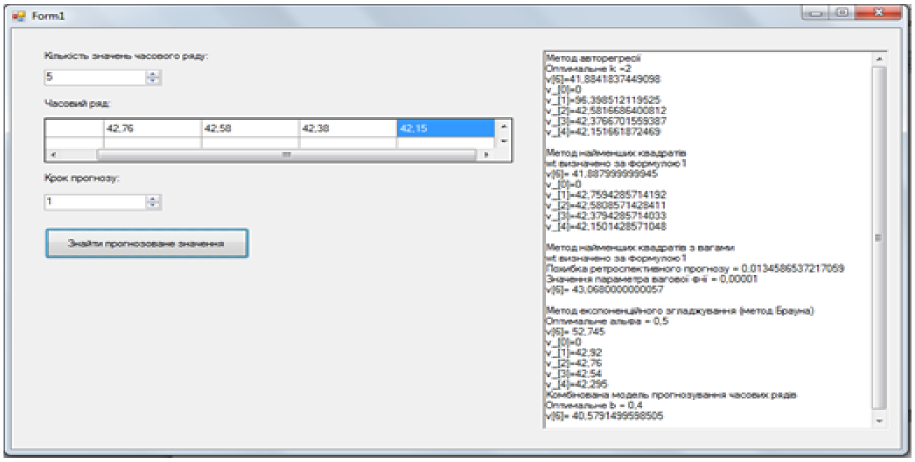

Рис. 1. Прогнозування чисельності населення України 2020 року. Форма 1.

Таблиця 4.

Чисельність населення України 2015-2019 роках (якість прогнозу з кроком $\tau = 1$)

	Метод екстраполяції M_5	**Складний метод екстраполяції M_6**	**Комбінована модель**	**Реальні дані**
Прогнозоване значення	42,008	41,888	40,695	41,09

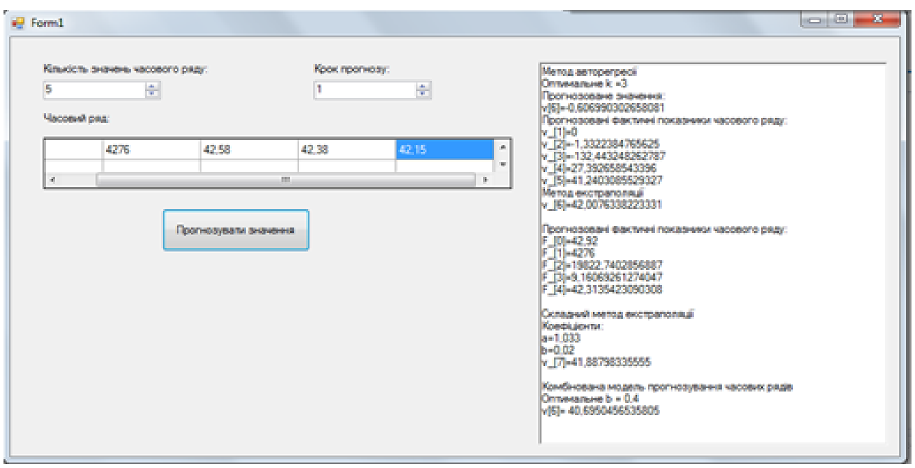

Рис. 2. Прогнозування чисельності населення України 2020 року. Форма 2.

Параметри для синтезу нейромережі:

$$n = 5; \quad k^*_\tau = 3; \quad \beta = 0{,}4.$$

Проаналізувавши дані останніх таблиць бачимо, що найбільш оптимальне прогнозоване значення, а отже і найменшу середню відносну похибку, має побудована нейромережева модель.

4. Висновки та перспективи подальших досліджень. В цій роботі розроблено метод синтезу нейромережевої моделі для прогнозування часових рядів на основі базових моделей прогнозування, які допускають зображення в нейробазисі. На етапі синтезу нейромережі для заданого кроку прогнозу визначається оптимальний крок передісторії і пріоритети базових моделей за якістю прогнозу.

Ефективність прогнозу побудованої нейромережевої моделі прогнозування було показано на реальних показниках кількості населення України за п'ять років. Для оцінки якості прогнозу нейромережі і для її порівняння з іншими моделями прогнозування було вибрано критерії MRE. Отримані в роботі результати показують, що згідно цьому критерію найвищу точність прогнозу має нейромережа, побудована на основі комбінованої моделі.

Список використаної літератури

1. Бокс Дж., Дженкінс Г. Аналіз часових рядів. Прогноз і управління. Том 1. Москва : Мир, 1974. 406 с.
2. Іванов В. В. Аналіз часових рядів та прогнозування економічних показників. Харків, 1999. 230 с.
3. Кухарєв В. І., Саллі В. І., Ерперт А. М. Економіко-математичні методи та моделі в плануванні та управлінні. Київ, 1991. 302 с.
4. Яренко А. В. Систематизація кількісних методів прогнозування кон'юнктури ринку маркетингових досліджень. Київ, 2015. С. 1–13.
5. Ахмед Н. К., Атія А. Ф., Гаяр Н. Е., Ель-Шишіні Х. Емпіричне порівняння моделей машинного навчання для прогнозування часових рядів. *Економетричні огляди.* 2010. Т. 29, № 5-6. С. 594–621. DOI: https://doi.org/10.1080/07474938.2010.481556
6. Долгіх С., Мулеса О. Аналіз епідеміологічних факторів Covid-19: визначення основних факторів за допомогою машини. *Матеріали семінару CEUR. 2833.* 2021. С. 114–123. DOI: https://doi.org/10.1101/2020.06.01.20119560
7. Шмуелі Г., Ліхтендаль (молодший) К. К. Практичне прогнозування часових рядів за допомогою *r*: практичний посібник. 2016.
8. Цао Дж., Лі З., Лі Дж. Модель прогнозування фінансових часових рядів на основі CEEMDAN і LSTM. *Physica A: Статистична механіка та її застосування.* 2019. С. 127–139. DOI: https://doi.org/10.1016/j.physa.2018.11.061
9. Ханделвал І., Адхікарі Р., Верма Г. Прогнозування часових рядів за допомогою гібридних моделей ARIMA та ANN на основі декомпозиції DWT. *Procedia Computer Science.* 2015. Т. 48. С. 173–179. DOI: https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.04.167
10. Гече Ф., Мулеса О., Батюк А., Волощук В. The Combined Time Series Forecasting Model. *Перша міжнародна конференція IEEE з інтелектуального аналізу та обробки потоків даних (DSMP), 21-25 серпня, Львів, Україна.* 2020. С. 272–275. DOI: https://doi.org/10.1109/DSMP47368.2020.9204311
11. Гече Ф., Батюк А., Мулеса О., Вашкеба М. Розробка ефективної моделі прогнозування часових рядів. *Міжнародний журнал перспективних досліджень у сфері комп'ютерної техніки та технологій,.* 2015. Т. 4, № 12. С. 4377–4386.
12. Мулеса О. Ю., Снитюк В. Є. Розробка еволюційного методу прогнозування часових рядів. *Автоматизація технологічних і господарських процесів.* Т. 12, № 3. С. 4–9. DOI: https://doi.org/10.15673/atbp.v12i3.1854
13. Смил С. Гібридний метод експоненціального згладжування та рекурентних нейронних мереж для прогнозування часових рядів. *Міжнародний журнал прогнозування.* 2020. Т. 36, № 1. С. 75–85. DOI: https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2019.03.017
14. Сю В., Пен Х., Цзен Х., Чжоу Ф., Тянь Х., Пен Х. Гібридний метод моделювання для прогнозування часових рядів на основі моделі лінійної регресії та глибокого навчання. *Applied Intelligence.* 2019. Т. 49, № 8. С. 3002–3015. DOI: https://doi.org/10.1007/s10489-019-01426-3
15. Киридон А. М. Україна. 30 років незалежності. Київ, 2021. 536 с.

Hlahola V. Yu. Synthesis of the combined neural network forecasting model.

The paper proposes a method of building a combined model for forecasting time series. In the work, classic basic models of forecasting are considered and a combined model is built on their basis, which allows neural network implementation. The set of basic models is dynamic, that is, new forecasting models can be added to this set, models can be deleted depending on the properties of the time series. For the synthesis of a combined forecasting model with a given forecast step, the optimal step of the background history is determined at the beginning. A functional is built, and for a fixed step of the forecast, the optimal step of the history is determined by the autoregression method, which determines the time interval during which the analysis of the accuracy of the models from the base set is carried out. In the process of building a combined model, the weight factor with which it is included in the combined model is determined for each basic model. The weighting coefficients of the basic models are determined on the basis of their forecasting accuracy in the time period determined by the history step. The weighting coefficients reflect the degree of influence of the base models on the forecasting accuracy of the combined model. After the combined model is built, it is trained and the basic models that will be included in the final combined forecasting model are determined. As a result of this approach, as concrete examples show, in many cases it was possible to significantly improve the forecasting accuracy of the combined model.

Keywords: time series, forecasting model, training, combined model, step forecast.

References

1. Boxing, J., & Jenkins, G. (1974). *Time series analysis. Forecast and management. Volume 1.* Moscow: Peace [in Ukrainian].
2. Ivanov, V. V. (1999). *Time series analysis and forecasting of economic indicators.* Kharkiv: KhNU [in Ukrainian].
3. Kukharev, V. I., Sally, V. I., & Erpert, A. M. (1991). *Economic and mathematical methods and models in planning and management.*, Kyiv: High school [in Ukrainian].
4. Yarenko, A. V. (2015). *Systematization of quantitative methods forecasting the market condition marketing research.* Kyiv: National University of Technology and Design [in Ukrainian].
5. Ahmed, N. K., Atiya, A. F., Gayar, N. E., & El-Shishiny, H. (2010). An empirical comparison of machine learning models for time series forecasting. *Econometric Reviews,* 29(5-6), 594–621. https://doi.org/10.1080/07474938.2010.481556
6. Dolgikh, S. & Mulesa, O. (2021). Covid-19 epidemiological factor analysis: Identifying principal factors with machine. *CEUR Workshop Proceedings, 2833,* 114–123 [in Ukrainian]. https://doi.org/10.1101/2020.06.01.20119560
7. Shmueli, G., & Lichtendahl (Jr.), K. C. (2016). *Practical time series forecasting with r: A hands-on guide.* Axelrod Schnall Publishers.
8. Cao, J., Li, Z., & Li, J. (2019). Financial time series forecasting model based on CEEMDAN and LSTM. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications,* 127–139. https://doi.org/10.1016/j.physa.2018.11.061
9. Khandelwal, I., Adhikari, R., & Verma, G. (2015). Time series forecasting using hybrid ARIMA and ANN models based on DWT decomposition. *Procedia Computer Science,* 173–179. https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.04.167
10. Geche, F., Mulesa, O., Batyuk, A., & Voloshchuk V. (2020). The Combined Time Series Forecasting Model. *IEEE Firs International Conference on Data Stream Mining & Processing (DSMP), August 21-25, Lviv, Ukraine,* 272–275 [in Ukrainian]. https://doi.org/10.1109/DSMP47368.2020.9204311
11. Geche, F., Batyuk, A., Mulesa, O., & Vashkeba, M. (2015). Development of effective time series forecasting model. *International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology,* 4(12), 4377–4386 [in Ukrainian].
12. Mulesa, O. Yu., & Snytyuk, V. Ye. (2020). Development of an evolutionary method for time series forecasting. *Automation of technological and business processes,* 12(3), 4–9 [in Ukrainian]. https://doi.org/10.15673/atbp.v12i3.1854
13. Smyl, S. (2020). A hybrid method of exponential smoothing and recurrent neural net-

works for time series forecasting. *International Journal of Forecasting,* 36(1), 75–85. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2019.03.017

14. Xu, W., Peng, H., Zeng, X., Zhou, F., Tian, X., & Peng, X. (2019). A hybrid modelling method for time series forecasting based on a linear regression model and deep learning. *Applied Intelligence,* 49(8), 3002–3015. https://doi.org/10.1007/s10489-019-01426-3
15. Kyrydon, A. M. (2021). Ukraine. 30 years of independence. A brief guide, Kyiv [in Ukrainian].

Одержано 10.04.2023