

А.В. КУПЧИН

Центральний науково-дослідний інститут озброєння та військової техніки Збройних Сил України, Київ, Україна, e-mail: *kupchyn.artem@ukr.net*.

В.С. КОМАРОВ

Центральний науково-дослідний інститут Збройних Сил України, Київ, Україна, e-mail: *komarvlad@ukr.net*.

І.В. БОРОХВОСТОВ

Центральний науково-дослідний інститут озброєння та військової техніки Збройних Сил України, Київ, Україна, e-mail: *borohvostov@icloud.com*.

М.О. БЛОКУР

Центральний науково-дослідний інститут озброєння та військової техніки Збройних Сил України, Київ, Україна, e-mail: *nikolas200578@gmail.com*.

О.М. КУПРІНЕНКО

Національна академія Сухопутних військ імені гетьмана Петра Сагайдачного, Львів, Україна, e-mail: *Kuprinenko@ukr.net*.

Я.С. МІЩЕНКО

Національна академія Сухопутних військ імені гетьмана Петра Сагайдачного, Львів, Україна, e-mail: *yamishchenko3@gmail.com*.

В.Ю. БОГДАНОВИЧ

Центральний науково-дослідний інститут Збройних Сил України, Київ, Україна, e-mail: *bogdnr11@gmail.com*.

О.А. КОНОНОВ

Державний науково-дослідний інститут авіації, Київ, Україна, e-mail: *alkononov@gmail.com*.

ВИЗНАЧЕННЯ ТОЧНОСТІ НЕЧІТКОЇ МОДЕЛІ ТЕХНОЛОГІЧНОГО ФОРСАЙТА

Анотація. Показано спосіб перевірки точності прогностичних моделей за умови відсутності експериментальних даних для порівняння результатів моделювання. Розроблена нейромережа визначає клас технологій, який порівняно з результатами нечіткої моделі. Точність моделі визначено шляхом обчислення середньої квадратичної похибки моделювання та кореляції між результатами нечіткої моделі та нейромережі.

Ключові слова: критичний технологічний форсайт, похибка моделювання, точність моделі, нечітка логіка, нейромережа.

ВСТУП

Створити ідеальну модель, яка могла б врахувати всі властивості досліджуваного об'єкту, неможливо. Моделювання більшості процесів і явищ завжди здійснюється в умовах певної невизначеності, зокрема стохастичної, нечіткої або хаотичної [1, с. 65].

Моделювання процесів прогнозування характеризується нечіткою невизначеністю. Водночас збільшення горизонту передбачення призводить до зростання невизначеності. Точність такої моделі ніколи не буде абсолютною, хоча до цього варто прагнути.

Під час створення моделі технологічного форсайта, яку можна застосувати для визначення проривних і критичних технологій, на основі нечіткої логіки (далі — модель), постало досить серйозне питання стосовно визначення точності розробленої моделі [2].

Зазвичай найкращим та найбільш поширеним способом визначення точності моделі є порівняння результатів моделювання з реальними даними об'єкта. У разі прогнозування ці дані будуть отримані лише через певний проміжок часу, на

який здійснюється прогнозування. Іншими словами, для двадцятирічного горизонту прогнозування перевірку точності прогнозу і відповідно адекватності моделі можна виконати лише через двадцять років.

Технологічний форсайт за своєю суттю дає змогу розв'язати задачу класифікації. Виходячи з певних оцінок, отриманих шляхом експертного опитування, оброблення статистичних даних або в будь-який інший спосіб, можна стверджувати, що результатом форсайта має бути перелік конкретних технологій. Запропонована модель дає змогу ідентифікувати технології як проривні, критичні або некритичні, тобто визначити три класи технологій [3, 4].

У цій роботі запропоновано розробити нейромережу, яка також визначатиме клас технологій. Отримані експериментальні результати класифікації, здійсненої нейромережею, вважатимемо основою для визначення точності розробленої моделі.

АНАЛІЗ НАУКОВИХ ПУБЛІКАЦІЙ ТА ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ

Визначення точності моделювання є предметом багатьох наукових робіт і дискусій та є, безумовно, важливим етапом проектування моделей. Найбільш поширеним способом розв'язання цієї задачі є порівняння результатів моделювання з результатами певних експериментів або інших моделей [1, 5].

Значний інтерес становить робота [6], де для визначення адекватності виконано порівняння одразу кількох моделей. Зазначено, що розроблені моделі можуть бути адекватними лише за певних умов, тому запропоновано використовувати комбінацію моделей для різних вхідних умов. При цьому точність моделювання становить 95 %.

У роботі [7] точність розробленої моделі оцінюють трьома різними тестами, маючи водночас великий обсяг статистичних даних. Зазначено, що лише після трьох різних перевірок модель може забезпечувати задовільне пояснення динаміки вхідних даних. Водночас частота помилок кожного тесту не має перевищувати 5 %. Також зазначено, що деякі дані, які не виходить достатньою мірою описати за допомогою одних моделей, можна краще пояснити з використанням більш складних комбінованих моделей.

Визначення похибки моделювання як міри точності моделі описано також у [8]. Зокрема у цій роботі для зменшення похибки застосовують більш деталізований параметричний опис моделі. Далі досліджують результати моделювання з різними рівнями похибок та їхній вплив на результати вимірювань і у такий спосіб визначають задовільний рівень похибки.

Статистичні моделі доцільно піддавати регресійному аналізу та перевіряти рівнем коефіцієнта кореляції, як показано у роботі [9]. У цьому випадку визначають математичний закон залежності вихідної змінної від вхідних та функцію регресії з найвищою достовірністю апроксимації. Цей варіант не є підходящим для нечіткої моделі з двох причин. Перша — це відсутність вже відомих даних про вхідні та вихідні змінні, хоча цю проблему можна розв'язати за допомогою даних від нейромережі, як описано далі у нашій роботі. Другою причиною є те, що отримана функція регресії матиме чотирнадцять вхідних змінних. Відповідний аналіз є достатньо складним з міркувань обчислювальних потужностей та потребує застосування специфічних програмних продуктів. Отриману математичну залежність досить складно формалізувати, тому можливість перевірки адекватності цієї моделі методом регресійного аналізу є сумнівною.

У роботі [10] зазначено, що точність моделювання є більш високою, ніж точність наявних моделей, оскільки враховується більша кількість факторів, що впливають на досліджуваний процес. Водночас похибку моделювання або перевірки моделі на адекватність не наведено.

У значній частині наукових публікацій, де описано результати моделювання або розроблення певних моделей, автори взагалі не визначають їхню точність та адекватність, посилаючись на високий ступінь фаховості дослідників. У роботах [11–13] надано опис процесів моделювання технологічного та корпоративного передбачення, проте перевірки на адекватність моделей немає. Вважається, що розробники моделей мають достатню компетенцію та врахували всі важливі вхідні фактори.

Зауважимо, що моделювання певних процесів та об'єктів у деяких випадках не можна перевірити через відсутність реальних вихідних даних. З подібною науковою проблемою зіткнулися розробники нечіткої моделі технологічного форсайта. Визначення вихідної інформації, потрібної для розрахунку точності таких моделей, є задачею, розв'язання якої запропоновано у цьому дослідженні.

Спираючись на проведений аналіз наукових публікацій, можна зрозуміти, що визначення точності прогностичних моделей є неоднозначним питанням та показником високої фаховості дослідника. Виходячи з цього, можна стверджувати, що запропонований варіант визначення точності нечіткої моделі шляхом паралельного моделювання на основі нейромережі є достатньо цікавим. Водночас слід взяти до уваги те, що у більшості статей зазначено, що максимальний рівень похибки становить 5 %.

Актуальність цієї наукової роботи зумовлена високою потребою у нових підходах до визначення точності прогностичних моделей за умови відсутності незалежних достовірних (експериментальних) даних.

Метою роботи є визначення точності нечіткої моделі технологічного форсайта шляхом порівняння результатів моделювання з оцінками, здійсненими нейромережею, та визначення відповідних похибок моделювання.

ЗАГАЛЬНИЙ ОПИС НЕЧІТКОЇ МОДЕЛІ

Запропонована модель технологічного форсайта [2] забезпечує визначення переліку проривних і критичних технологій в оборонній галузі (рис. 1). Основою моделі є апарат нечіткої логіки у складі семи взаємопов'язаних систем нечіткого виведення (fuzzy inference system, FIS). Чотирнадцять вхідних показників визначено як вхідні лінгвістичні змінні. Вихідною змінною є рівень критичності технологій, який слугуватиме показником для їхньої класифікації. Кожен вхідний показник відображає наявність чи відсутність певної ознаки у досліджуваних технологіях.

Перші чотири FIS (вхідні) — це системи оцінювання за проміжними показниками «Перспективність», «Вплив на бойові спроможності», «Науково-технологічний потенціал» та «Масштаб виробництва». На вхід цих систем подають оцінки за вхідними показниками.

Показники «Проривний ефект» та «Економічна доцільність» формують FIS другого порядку.

Інтегральний показник «Критичність» є результатом FIS третього порядку.

Модель скомпільовано у програмному середовищі SIMULINK Matlab. Кожну окрему FIS розроблено у додатку FuzzyLogicToolbox.

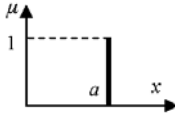
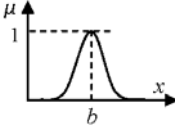
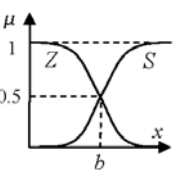
Вхідні функції належності групових FIS є синглтонними (singleton function) [14, с. 69], оскільки входи є дискретними. Вхідні функції належності системних та інтегральної FIS, а також всі вихідні функції представлено у вигляді Гаусових або Z(S)-подібних [15–17].

Цей вибір зумовлений результатами порівняльного аналізу різних функцій під час налаштування моделі. У табл. 1 наочно показано застосовані у нечіткій моделі функції належності.

Базу правил кожної FIS сформовано індивідуально, виходячи з кількості вхідних лінгвістичних змінних, їхніх терм-множин та вагомості.

Як наочний приклад на рис. 1 наведено розроблену FIS «Масштаб виробництва».

Таблиця 1. Математичний та графічний вигляд застосованих функцій належності

Назва функції	Математичний вигляд	Графічне відображення	Примітки
Сінглтонна	$\mu = \begin{cases} 1, & x = a \\ 0, & x \neq a \end{cases}$		a — число, що визначає нечітку множину
Гауса	$\mu = \exp\left\{-\frac{(x-b)^2}{2c^2}\right\}$		b — координата максимуму функції, c — коефіцієнт концентрації
Z-S-подібна	$\mu = \frac{1}{1 + e^{-a(x-b)}}$		для $a > 0$ функція є S-подібною, для $a < 0$ функція є Z-подібною, b — координата для $\mu = 0.5$

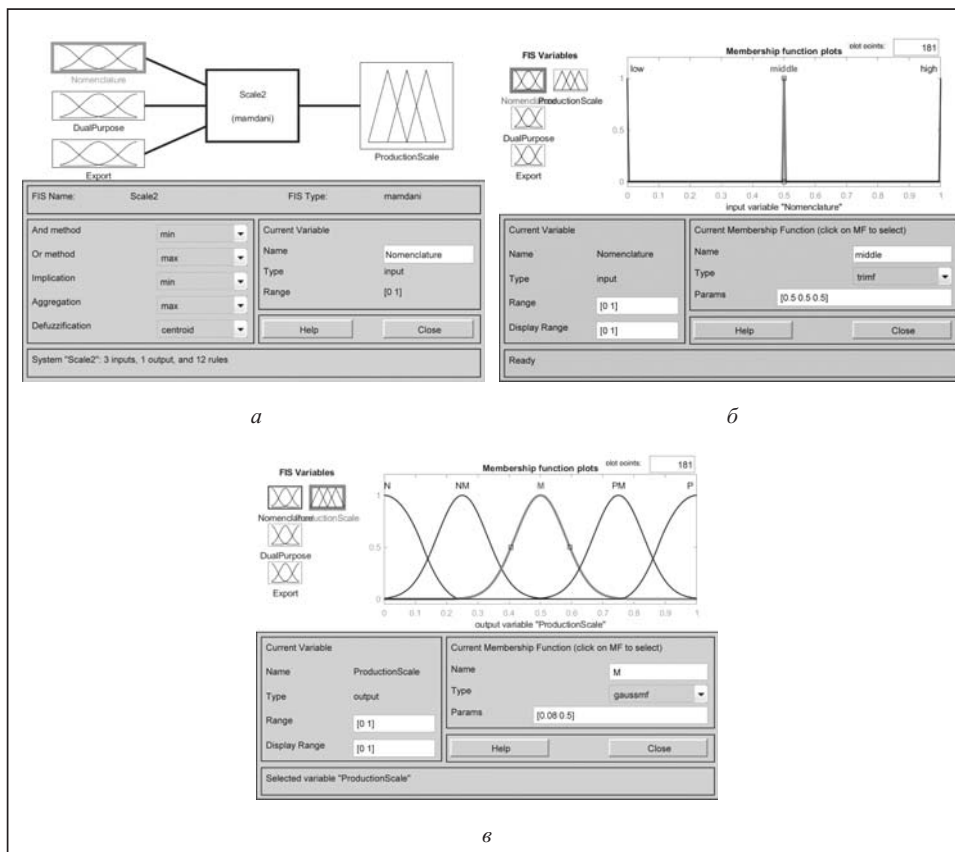


Рис. 1. Система нечіткого висновку «Масштаб виробництва»: загальна структура (а), ФН вхідних змінних (б), ФН вихідної змінної (в)

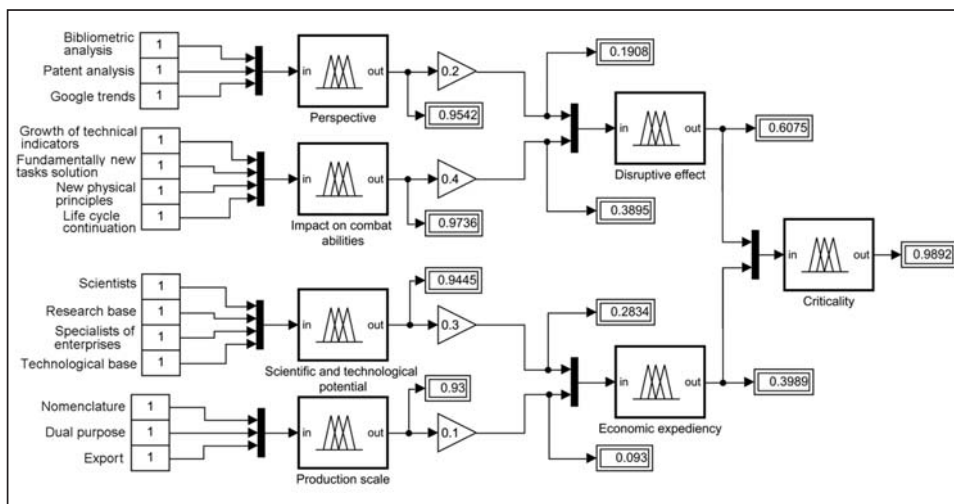


Рис. 2. Схема нечіткої моделі визначення критичності технологій

Усі сім FIS спроектовано з використанням алгоритму Мамдані, який є класичним та найбільш поширеним. Алгоритм Сугено, також представлений у програмі Matlab, застосувати не можна, оскільки на виході він має лінійні функції, а це не задовольняє вимоги моделі [15–17].

Більш детальний опис розробленої моделі у роботі не буде наведено, оскільки він не є предметом цього дослідження.

У результаті оцінювання нечіткою моделлю здійснюється поділ технологій на три класи: проривні (ПТ), критичні (КТ) та некритичні (НЕКТ). Відповідно вищий рівень критичності відповідає класу ПТ, середній — класу КТ, нижчий — класу НЕКТ. Межі для класифікації визначають методом еквідистантних точок [18, 19].

Усі входи моделі є дискретними, при цьому п'ять з них мають тернарну оцінку (1; 0.5; 0), решта — бінарну (1; 0). На рис. 2 представлено схему структури SIMULINK-моделі.

ПОБУДОВА ТА НАВЧАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖІ

Архітектура створеної нейромережі не становитиме особливого інтересу після самонавчання. Її можна розглядати як «чорний ящик», на виході якого здійснюватиметься класифікація технологій за категоріями «проривні», «критичні» або «некритичні».

Як нечітка модель, так і нейромережа виконують одну й ту саму функцію. По суті, це два окремих проекти, що здійснюють паралельне моделювання. Проте точність нечіткої моделі забезпечується збіжністю її результатів з результатами класифікації нейромережею та навпаки. Відповідно є можливість виконати моделювання спочатку нейромережею, а далі — нечіткою моделлю. Це питання не є принциповим, оскільки збіжність результатів двох проектів визначає точність моделювання, яка є предметом цього дослідження.

У роботі використано програмний продукт STATISTICA, що дає змогу змінювати не лише кількість нейронів, а й їхні функції активації. За основу взято алгоритм написання нейромережі для класифікації об'єктів [20].

Очевидно, що треба прагнути досягнення 100 % точності на тестовій вибірці, проте зазвичай це неможливо. Зміну архітектури здійснено шляхом двадцяти ітерацій та визначено архітектуру з найвищою точністю. На рис. 3 зображено скріншот програми у процесі навчання нейромережі. Найвищу точність показала нейромережа № 13 (на навчальній вибірці точність становить 99.97 %, на тес-

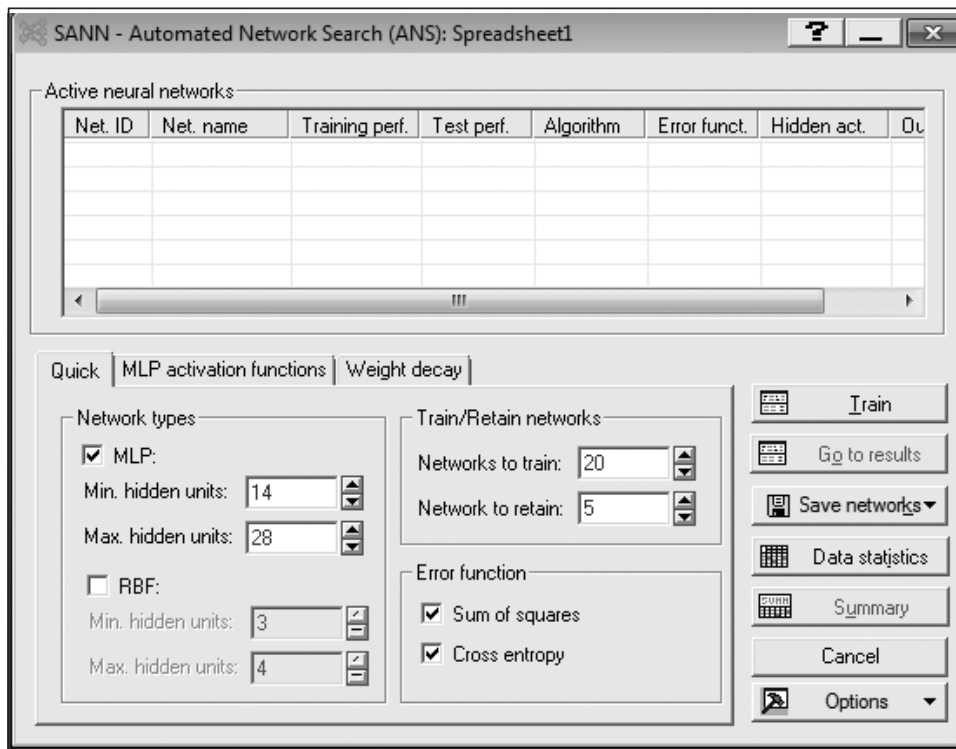


Рис. 3. Навчання нейромережі у програмному середовищі STATISTICA

товій — 99.87 %). Похибку обчислено методом найменших квадратів:

$$Q = \sum \varepsilon_i^2 \rightarrow \min. \quad (1)$$

Водночас архітектура є досить простою та складається з одного прихованого шару з 22 нейронами. Функції активації для прихованого шару є логістичними (сигмоїдними)

$$f(x) = (1 + \exp(-x))^{-1} \quad (2)$$

а для вихідного — експоненційними:

$$f(x) = \exp(x). \quad (3)$$

Загалом здійснено понад 20 ітерацій та по 200 епох самонавчання для кожного проекту.

На вхід розробленої нейромережі подано оцінки за 14 вхідними показниками нечіткої моделі, а виходом є визначення класу технології як проривної, критичної або некритичної.

Під час формування навчальної та тестової вибірок взято до уваги вагові коефіцієнти системних показників відповідно до шкали Фішберна [21], які також застосовуються в нечіткій моделі. З урахуванням ступенів переваги показників, застосовано різні варіанти обчислення вагових коефіцієнтів:

— строга перевага:

$$\alpha_i = \frac{2(n-i+1)}{n(n+1)}, \quad (4)$$

— байдужість:

$$\alpha_i = n^{-1}, \quad (5)$$

— змішані системи (розраховані за рекурсивною схемою):

$$\alpha_i = \frac{r_i}{N}, r_{i-1} = \begin{cases} r_i, & F_{i-1} \approx F_i, \\ r_i + 1, & F_{i-1} \succ F_i, \end{cases} r_n = 1, N = \sum r_i, \sum \alpha_i = 1, \quad (6)$$

де α_i — ваговий коефіцієнт i -го показника, n — кількість показників у групі, i — номер показника за пріоритетністю (перевагою), r_i — чисельник формули розрахунку вагового коефіцієнта за рекурсивною схемою, N — знаменник формули розрахунку вагового коефіцієнта за рекурсивною схемою, F_i — ступінь переваги i -го показника.

Для визначення порогового рівня критичності та проривності технологій у моделі визначають еквідистантні точки. Проте у нейромережі їх застосувати не можна, оскільки відповідні розрахунки залежать від вхідних оцінок та у кожному експерименті будуть різними. У цьому випадку доцільно використати певні межі, які не будуть змінюватися з часом. У розробленій нейромережі застосовано шкалу відповідно до функції бажаності Харрінгтона [22]:

$$f(x) = \exp(-\exp(-x)). \quad (7)$$

Нижня межа критичності технологій — 0.37, верхня межа — 0.8. Як проривні модель визначає ті технології, рівень критичності яких перевищує 0.8.

Загальна кількість можливих кейсів становить 82944. Для навчання мережі застосовано 4096 кейсів, для тестування — 912. Ця кількість зумовлена комбінацією кейсів за показниками та є прийнятною для розв'язання подібних задач [20].

Загальний вигляд навчальної та тестової вибірок наведено у табл. 2.

Визначення точності моделювання. Точність моделі можна визначити у кілька різних способів, проте найефективнішим є порівняння результатів моделювання з реальними або експериментально отриманими [1, 5]. Саме такий варіант використано у цій роботі.

Як еталонні (експериментальні) дані взято результати оцінювання технологій нейромережею. Саме їх порівнювали з результатами моделювання [23].

Точність моделі визначають відповідно до середньої квадратичної похибки моделювання. Похибка не має перевищувати 5 %, що вважається прийнятним критерієм для подібних задач моделювання [6, 7].

Для порівняння обчислено три види похибок [1]:

— абсолютна похибка $\Delta = y - y^*$;

— відносна похибка $\varepsilon = \Delta / y^*$;

— середня квадратична похибка вимірювань $\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \Delta_i^2}$,

де y — модельне значення критичності, y^* — нейромережеве значення критичності, i — номер вимірювання, N — кількість вимірювань.

Розроблена нейромережа виконує завдання класифікації, тобто здійснює якісну оцінку вхідних даних. Результатом є визначення лінгвістичного класу технологій (проривні, критичні, некритичні). Водночас кількісна оцінка, яку розраховує нейромережа, не виводиться на інтерфейс користувача, тому для нас вона не є доступною. Натомість нечітка модель визначає і якісну, і кількісну оцінку у вигляді класів технологій та конкретної оцінки критичності. Однак, визначення різного виду похибок є можливим лише для кількісних оцінок, які нейромережа не показує.

Цю проблему можна розв'язати шляхом визначення оцінки критичності оцінюваних технологій за тим самим принципом, що й під час створення на-

Таблиця 2. Зведена таблиця кейсів навчальної та тестової вибірок

№	Вид вибірки	Бібліометричний аналіз	Патентний аналіз	Пошукова активність	Підвищення ТТХ	Принципово нові завдання	Нові фізичні принципи	Продовження ресурсу	Наукові кадри	Науково-дослідна база	Фахівці виробництва	Виробнича база	Номенклатура	Подвійне призначення	Експорт	Клас
4082	навчальна	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	НЕКТ
4083	навчальна	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	1	НЕКТ
4084	навчальна	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	НЕКТ
4085	навчальна	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	1	НЕКТ
4086	навчальна	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	НЕКТ
4087	навчальна	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	НЕКТ
4088	навчальна	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	НЕКТ
4089	навчальна	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	НЕКТ
4090	навчальна	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	НЕКТ
4091	навчальна	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	1	НЕКТ
4092	навчальна	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	НЕКТ
4093	навчальна	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	1	НЕКТ
4094	навчальна	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	НЕКТ
4095	навчальна	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	НЕКТ
4096	навчальна	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	НЕКТ
4097	тестова	1	1	0.5	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	ПТ
4098	тестова	1	0.5	1	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	0	КТ
4099	тестова	0.5	1	1	1	1	1	0	1	1	1	0	1	0	1	КТ
4100	тестова	1	0.5	0.5	1	1	1	0	1	1	1	0	1	0	0	КТ
4101	тестова	0.5	0.5	1	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	КТ
4102	тестова	0.5	1	0.5	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	0	КТ
4103	тестова	0.5	0.5	0.5	1	1	1	0	1	1	1	0	0	0	1	КТ
4104	тестова	0	0	0.5	1	1	1	0	1	1	1	0	0	0	0	КТ
4105	тестова	0	0.5	0	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	КТ

вчальної вибірки. Знаючи вагові коефіцієнти показників, можна обчислити результативну оцінку критичності як суму всіх оцінок з урахуванням вагових коефіцієнтів за таким виразом:

$$y^* = \sum_{i=1}^k \omega_i \sum_{j=1}^n (x_{ij} \omega_{ij}), \quad (8)$$

де ω_i — ваговий коефіцієнт i -го групового показника; ω_{ij} — ваговий коефіцієнт j -го вхідного показника i -го групового показника; x_{ij} — оцінка технології за ij -м показником; i — груповий показник; j — вхідний показник; k — кількість групових показників; n — кількість вхідних показників у групі.

Точність навчання нейромережі є достатньо високою, тому можна вважати, що вираз (8) є справедливим для розрахунку результативної оцінки критичності.

У табл. 3 наведено випадковий набір з 25 кейсів експерименту, поданих на вхід моделі та нейромережі, а також розраховані оцінки критичності з відповідними по-

Таблиця 3. Визначення похибки моделювання

Вагові коефіцієнти														Оцінки критичності/клас				Похибки	
0.2			0.4				0.3				0.1			Нечітка модель	Нейро-мережа	Δ	ε		
1/3	1/3	1/3	0.4	0.3	0.1	0.2	1/4	1/4	1/4	1/4	0.5	0.25	0.25						
Оцінки за вхідними показниками																			
x ₁₁	x ₁₂	x ₁₃	x ₂₁	x ₂₂	x ₂₃	x ₂₄	x ₃₁	x ₃₂	x ₃₃	x ₃₄	x ₄₁	x ₄₂	x ₄₃						
1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	ПТ	0.8541	ПТ	0.8583	0.0042	0.00493
1	0.5	0.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0	0	НЕКТ	0.1876	НЕКТ	0.1583	0.0293	0.18484
1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	ПТ	0.8541	ПТ	0.8583	0.0042	0.00493
1	0.5	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0.5	0	0	НЕКТ	0.1867	НЕКТ	0.2050	0.0183	0.08927
1	0	1	1	1	0	0	1	1	1	1	0	0	0	КТ	0.7205	КТ	0.7133	0.0072	0.01005
0.5	0.5	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	НЕКТ	0.2897	НЕКТ	0.2467	0.0430	0.17446
0	0	0.5	0	0	1	1	0	1	0	0	0.5	1	0	НЕКТ	0.3002	НЕКТ	0.2783	0.0219	0.07856
1	1	0	1	0	1	1	0	1	1	1	0.5	0	1	КТ	0.7196	КТ	0.6883	0.0313	0.04542
0.5	0	1	0	1	0	1	1	0	1	1	0	1	0	КТ	0.5803	КТ	0.5500	0.0303	0.05509
1	1	0	1	0	0	0	1	1	1	1	0	0	1	КТ	0.5806	КТ	0.6183	0.0377	0.06102
1	1	0	1	0	1	1	0	0	1	0	0	1	1	КТ	0.5803	КТ	0.5383	0.0420	0.07796
1	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	НЕКТ	0.3516	НЕКТ	0.3083	0.0433	0.14032
1	1	0	1	0	0	0	1	0	1	1	0	0	1	КТ	0.5772	КТ	0.5433	0.0339	0.06233
1	0.5	0.5	1	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0	0	НЕКТ	0.3290	НЕКТ	0.3183	0.0107	0.03351
1	1	0	1	1	0	0	1	1	1	1	0	0	0	КТ	0.7205	КТ	0.7133	0.0072	0.01005
1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	ПТ	0.8790	ПТ	0.8533	0.0257	0.03008
1	1	0	1	0	1	1	0	1	1	0	0	1	0	КТ	0.6305	КТ	0.5883	0.0422	0.07167
1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	0	0	0	1	КТ	0.7455	КТ	0.7033	0.0422	0.05995
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	ПТ	0.9892	ПТ	1.0000	0.0108	0.01080
1	1	0	1	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1	КТ	0.6305	КТ	0.5883	0.0422	0.07167
0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	КТ	0.7816	КТ	0.7750	0.0066	0.00852
1	1	0	1	1	1	0	1	0	1	0	1	1	1	КТ	0.7450	КТ	0.7033	0.0417	0.05924
1	1	0	1	0	1	1	0	1	1	0	0	0	1	КТ	0.6305	КТ	0.5883	0.0422	0.07167
0	1	0	1	0	0	1	0	0	1	1	0	0	0	КТ	0.5014	КТ	0.4567	0.0447	0.09796
0	0	0	0	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	КТ	0.4738	КТ	0.4350	0.0388	0.0892

хибками (для усіх вимірювань $\sigma = 0.03165$, коефіцієнт детермінації $R^2 = 0.098$).

АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ ДОСЛІДЖЕННЯ

Основним завданням нечіткої моделі є визначення класу технології відповідно до вхідних оцінок за визначеними показниками. У цьому контексті ми отримали повний збіг результатів застосування моделі та нейромережі. Розподіл 25 кейсів експерименту на три класи є таким: 4 — ПТ, 15 — КТ, 6 — НЕКТ.

Зауважимо, що вибірка для експерименту не була спланована чи окремо розрахована. Усі кейси набрані довільно, тому вони відображають реальні результати процесу моделювання.

Точність моделювання згідно з якісною оцінкою моделі становить 100 %. Однак, цей показник не є реальним, тому обчислено похибку моделювання. Середня квадратична похибка вимірювань становить 3.165 % і є прийнятним і задовільним показником.

В ідеальному випадку результати вимірювань за допомогою нечіткої моделі та нейромережі повинні збігатися повністю та мати ідеальну лінійну залежність. Для виявлення лінійного взаємозв'язку проведено кореляційний аналіз. Розрахований за допомогою програми Excel коефіцієнт детермінації R^2 становить 0.989, відповідно коефіцієнт кореляції $R = 0.9945$. Близькість до одиниці свідчить про високу збіжність результатів не лише окремих кейсів вимірювань, а й усього процесу вимірювання в динаміці. На рис. 4 зображено лінійну

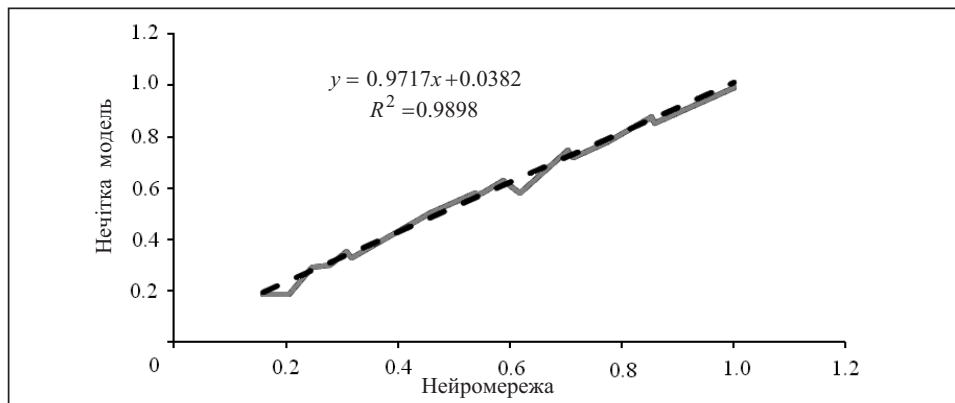


Рис. 4. Регресійна лінійна функція взаємозв'язку результатів вимірювань

регресійну модель зв'язку двох результатів вимірювань.

Враховуючи наведені результати вимірювання похибки моделювання ($\sigma = 0.03$) та коефіцієнт кореляції ($R = 0.99$), можна стверджувати, що розроблена нечітка модель технологічного прогнозування є точною.

ВИСНОВКИ

Описано новий підхід щодо визначення точності прогностичних моделей шляхом порівняння результатів вимірювань з даними від нейромережі.

Розроблено прогностичну нейромережу, що розв'язує по суті задачу класифікації технологій. Результати оцінювання технологій нейромережею є основою та свого роду експериментальними даними для порівняння з результатами оцінювання нечіткою моделлю.

У межах дослідження встановлено, що середня квадратична похибка моделювання становить 3.165 % і є значно меншою за допустимий пороговий рівень 5 %. На цій підставі можна стверджувати, що нечітка модель є адекватною. До того ж, шляхом кореляційного аналізу виявлено істотний лінійний взаємозв'язок між результатами вимірювань (коефіцієнт кореляції становить 0.99).

За відсутності реальних даних для перевірки достовірності змодельованого процесу прогнозування запропонований підхід є прийнятним, а можливо і найкращим. Надалі цей підхід можна вдосконалити і поширити на інші галузі моделювання.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Дубовой В.М., Кветний Р.Н., Михальов О.І., Усов А.В. Моделювання та оптимізація систем. Вінниця: ПП «ТД «Едельвейс», 2017. 804 с.
2. Kupchyn A., Sotnyk V. The model of disruptive technologies determination for defense sphere. *Issues of Armament Technology*. 2021. N 156 (1). P. 65–83. <https://doi.org/10.5604/01.3001.0015.2529>.
3. Слюсар В.І., Сотник В.В., Купчин А.В., Шостак В.Г. Проривні технології в оборонній сфері України. *Озброєння та військова техніка*. 2020. Т. 28, № 4. С. 13–23. [https://doi.org/10.34169/2414-0651.2020.4\(28\).13-23](https://doi.org/10.34169/2414-0651.2020.4(28).13-23).
4. Сотник В.В., Расстригін О.О., Купчин А.В. Методика відбору критичних технологій. *Сучасні інформаційні технології у сфері безпеки та оборони*. 2020. № 1 (37). С. 67–76. <http://doi.org/10.33099/2311-7249/2020-37-1-67-76>.
5. Томашевський В.М. Моделювання систем. Київ: Видавнича група BHV, 2005. 352 с.
6. Gil M.M., Miller F.A., Brandão T.R.S., Silva C.L.M. Mathematical models for prediction of temperature effects on kinetic parameters of microorganisms' inactivation: tools for model comparison and adequacy in data fitting. *Food Bioprocess Technol*. 2017. N 10. P. 2208–2225. <https://doi.org/10.1007/s11947-017-1989-x>.
7. Voje K.L. Assessing adequacy of models of phyletic evolution in the fossil record. *Methods Ecol. Evol.* 2018. Vol. 9, Iss. 12. P. 2402–2413. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13083>.

8. Rammay M.H., Elsheikh A.H., Chen Y. Quantification of prediction uncertainty using imperfect subsurface models with model error estimation. *Journal of Hydrology*. 2019. Vol. 576. P. 764–783. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.02.056>.
9. Щербініна С.А., Климко О.Г., Марочко Т.Р. Застосування економіко-математичного моделювання для аналізу діяльності промислового підприємства. *Ефективна економіка*. 2019. № 6. <https://doi.org/10.32702/2307-2105-2019.6.59>.
10. Ostapchuk V., Sova O., Shyshatskyi A. Development of a mathematical model of the functioning of multi-antenna radio communications with spectrally effective signals under the influence of destabilizing factors. *ScienceRise*. 2020. N 4. P. 40–45. <https://doi.org/10.21303/2313-8416.2020.001393>.
11. Білокур М.О. Функціональне відображення значень ваг в штучній нейронній мережі визначених властивостей при оцінюванні альтернативних зразків озброєння. *Озброєння та військова техніка*. 2020. № 2(26). С. 20–31. URL: [https://cndiovt.com.ua/files/ovt/OVT_2\(26\).pdf](https://cndiovt.com.ua/files/ovt/OVT_2(26).pdf).
12. Yüksel N., Çifci H. A new model for technology foresight: Foresight periscope model (FPM). *Proc. International Conference on Engineering, Technology and Innovation (ICE/ITMC) (27–29 June 2017, Madeira, Portugal)*. Madeira, 2017. P. 807–817. <https://doi.org/10.1109/ICE.2017.8279967>.
13. Rohrbeck R., Kum M.E. Corporate foresight and its impact on firm performance: A longitudinal analysis. *Technological Forecasting and Social Change*. 2018. Vol. 129. P. 105–116. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2017.12.013>.
14. Кирик В.В. Математичний апарат штучного інтелекту в електроенергетичних системах. Київ: Політехніка, 2019. 224 с.
15. Штовба С.Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB. Москва: Горячая линия – Телеком, 2007. 288 с.
16. Леоненков А.В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH. СПб.: БХВ-Петербург, 2005. 736 с.
17. Ротштейн А.П. Интеллектуальные технологии идентификации. Вінниця: Універсум-Вінниця, 1999. 302 с.
18. Slyusar V., Sotnyk V., Bondarchuk M., Kupchyn A., Bilokur M. Method for determining membership function based on equidistant points. *Proc. International Conference of Specialized and Multidisciplinary Scientific Researches (11 December 2020, Amsterdam, The Netherlands)*. Amsterdam, 2020. Vol. 2. P. 27–30. <http://doi.org/10.36074/11.12.2020.v2.07>.
19. Купчин А.В., Комаров В.С., Борохвостов І.В., Купріненко О.М., Сотник В.В., Білокур М.О., Олексіюк В.В. Модель технологічного форсайту на основі нечіткої логіки. *Кібернетика та системний аналіз*. 2021. Т. 57, № 6. С. 149–161.
20. Субботін С.О. Нейронні мережі: теорія та практика. Житомир: Вид. О.О. Євенок, 2020. 184 с.
21. Фишберн П. Теория полезности для принятия решений. Москва: Наука, 1978. 352 с.
22. Матвійчук В.І., Акопян А.С. Підходи до формування інтегрального показника фінансової стійкості університету на основі узагальненої функції бажаності Харрінгтона. *Економіка і організація управління*. 2020. № 3(39). С. 65–80. <https://doi.org/10.31558/2307-2318.2020.3.6>.
23. Слюсар В.І., Сотник В.В., Купчин А.В. Перевірка достовірності моделі технологічного прогнозування на основі самонавченої нейронної мережі. *Тези доповідей IV Міжнародної науково-практичної конференції «Інформаційна безпека та комп'ютерні технології» (15–16 квітня 2021, Кропивницький, Україна)*. Кропивницький, 2021. С. 31.

A. Kupchyn, V. Komarov, I. Borokhvostov, M. Bilokur, A. Kuprinenko, Y. Mishchenko, V. Bohdanovych, O. Kononov

DETERMINING THE ACCURACY OF A FUZZY MODEL OF THE TECHNOLOGY FORESIGHT

Abstract. The article shows a way to determine the accuracy of prognostic models in the absence of experimental data to compare the simulation results. The developed neural network defines a class of technologies that is compared with the results of the fuzzy model. The accuracy of the model is determined by calculating the root-mean-square error of the simulation and correlation between the results of the fuzzy model and the neural network.

Keywords: technology foresight, modeling error, modeling accuracy, fuzzy logic, neural networks.

Надійшла до редакції 07.09.2021