

ПОБУДОВА НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ ЕКСПЕРТНОЇ СИСТЕМИ ОБРОБКИ НАВІГАЦІЙНИХ ДАНИХ В УМОВАХ РІЧКОВОЇ *e*-НАВІГАЦІЇ

Панін В. В. – д-р техн. наук, професор, ректор Державного університету інфраструктури та технологій, Київ, Україна.

Доронін В. В. – канд. техн. наук, професор кафедри технічних систем і процесів управління в судноводінні Державного університету інфраструктури та технологій, Київ, Україна.

Спіян О. М. – аспірант кафедри технічних систем і процесів управління в судноводінні Державного університету інфраструктури та технологій, Київ, Україна.

АНОТАЦІЯ

Актуальність. Розглянуто задачу автоматизації діагностики мережевих аномалій при передачі потоку навігаційних даних від водомірних постів до електронно-картографічної системи в умовах річкової *e*-навігації. Об'єктом дослідження є процес діагностики у динамічній експертній системі. Мета роботи – створення автоматизованої системи діагностики мережевих аномалій на нейронних мережах.

Метод. Запропонований спосіб автоматизації діагностики мережевих аномалій з використанням комплексу процедур контекстно-орієнтованої інтелектуальної обробки потоків навігаційних даних. Спосіб передбачає застосування сучасних методів обробки інформації на основі реалізації алгоритму нечіткого логічного виводу на нейронних мережах. Застосовані нейромережі можуть бути легко навчені роботі в умовах коливань параметрів, що надходять від водомірних постів. Спосіб дозволяє мінімізувати помилку у синтезованій мережі. Отриманий набір кластерів-правил відображається в структурі нейро-нечіткої мережі. Реалізація способу не потребує завантаження всієї навчальної вибірки в пам'ять електронно-картографічної системи, багаторазових переглядів навчальної вибірки і істотно прискорює процес синтезу мереж. В інформаційній системі обробки потоку навігаційних даних, яка повинна оперативно виявляти мережеві аномалії, а також пропонувати можливі варіанти їх усунення, застосовано сукупне використання експертних систем і нейронних мереж. Поряд з фрактальним врахуванням точності визначені показники якості при невідомих закономірностях між вхідними та вихідними даними, що надходять від водомірних постів. Тобто нейромережа визначає, які сигнали є неінформативними. За допомогою розробленого методу класифікації вхідних сигналів від водомірних постів з використанням мережі Кохонена простір потоку даних розбивається на кластери однакового розміру і форми. При зміні розміру кластера метод дозволяє одержувати різні рівні деталізації вибірки. Застосування процедури класифікації вхідних сигналів передбачає зростання або зменшення значень диференціальних поправок до глибин, розпізнання інформації від водомірних постів. Вирішення задач кодування і декодування параметрів під час навчання нечіткої нейромережі виконувалося одночасно із завданням параметричної функції трикутної форми. Визначені правила представлення знань, сформованих експертом. Для зберігання інтелектуальної системи в явному вигляді застосована нейромережева динамічна експертна система на прецедентах. Визначений механізм отримання автоматизованого вирішення на підставі активізації алгоритму пошуку за ступенем близькості прецедентів. За відсутності прецедентів завдання вирішується нейромережевою базою правил. Вузлами мережі є нейрони – окремі факти, що витягаються із прецедентів. Зв'язки між вузлами мережі реалізують правила. Тобто, організовується багатошарова нейромережа фактів і правил.

Результати. Відпрацьовані показники експериментальних досліджень процесу автоматизації діагностики мережевих аномалій при передачі потоку навігаційних даних від водомірних постів.

Висновки. Вирішена задача автоматизації діагностики мережевих аномалій із застосуванням гнучкої нечітко-нейронної мережі на прецедентах. Проведені експерименти підтвердили працездатність запропонованих методів.

Перспективи подальших досліджень полягають у реалізації етапів створення інструментального методу навігації (річкової *e*-навігації).

КЛЮЧОВІ СЛОВА: вибірка, експертна система, *e*-навігація, нечітко-нейронна мережа, прецедент, Inland ECDIS.

АБРЕВІАТУРИ

ES – експертна система;
ESNN – експертна система на нейронних мережах;
ESNN^P – експертна система на нейронних мережах, заснована на прецедентах;
Inland ECDIS – річкова електронно-картографічна система;
SENC – системна електронна карта;
NN – нейронна мережа;
NNClass – нейронна мережа для класифікації вхідних сигналів;
Pr – прецедент;
rule – правило;

WS – водомірний пост;
АД – блок адаптації даних;
БДК – база даних кластерів;
БЗП – база знань прецедентів;
ВВШ – внутрішні водні шляхи;
ВСП – верхній судноплавний рівень;
ВТЗ – водні транспортні засоби;
ІС – інтелектуальна система;
ІМН – інструментальний метод навігації (річкова *e*-навігація);
Ін – інтегратор;
ІПС – інтелектуальна підсистема;
МПП – механізм пошуку прецедентів;

НЕР – нейро-експертний механізм отримання рішення;
НСР – нижній судноплавний рівень;
ОЗ – модуль отримання знань;
ПОК – підсистема обслуговування кластерів;
СКП – середня квадратична похибка.

НОМЕНКЛАТУРА

Ar – архітектура NN ;
 B – матриця $n \times m$ місця знаходження судна за даними, що зняті з SENC;
 CF^j – ступінь достовірності сформованого правила R_j експертом (Certainty Factor);
 $d_E(x, y)$ – евклідова відстань;
 $det(pE-A)$ – степеневий поліном змінної Лапласа p порядку n ;
 Ed – навчальна і тестуюча послідовність;
 e – зважена сума вхідних сигналів;
 F^B – база фактів про систему Z ;
 G_j – технологія, рекомендована до застосування. $G_j \in G$;
 $h(t)$ – диференціальні поправки до вимірних глибин, які позначені на SENC;
 h_{10}, h_{20} – постійна складова, що дорівнює можливим змінам нуля глибин 1WS (2 WS) відносно абсолютної системи висот;
 h_{1WS} – миттєвий рівень води відносно 1WS;
 h_{2WS} – миттєвий рівень води відносно 2WS;
 I^e – інтерпретатор;
 I^{e1} – процес вибору з бази знань підмножини активних правил;
 I^{e2} – процес зіставлення з образом для активних правил;
 I^{e3} – процес розв'язання конфліктів правил;
 I^{e4} – процес виконання правил;
 I^{n1}, I^{n2} – інтерпретатори навчання і обчислення;
 K^j – множина нечітких обмежень на параметри множини P^j – нечітких умов антецедента правила R^j . $K^j = \{K_i^j\}$;
 K^B – база знань у формі правил;
 M^n – множина штучних нейронів;
 m_{Z0} – загальна погрішність глибини, показаної на карті;
 N – номер циклу навчання;
 P^j – множина параметрів з обмеженнями в умовах правила R_j . $P^j = \{P_i^j\}$;
 p_{1kmin} – min-складова вектора вимірювань. p_{1kmin} id НСР;
 p_{1kmax} – max-складова вектора вимірювань. p_{1kmax} id ВСР
 $(pE-A)$ – характеристична матриця для матриці стану A ;
 R^e – системоутворюючі відносини;
 R^B – база виводів;
 $S(p)$ – adj (союзна матриця) для $(pE-A)$;
 v – вага Eval-нейронів;
 w^j – вага нечітких обмежень K_j на параметри P_j . $w_j = \{w_i^j\}$;
 X, Y – множина входів і виходів NN ;

x_{ni} – нормований компонент вхідного вектора;
 y_0 – потрібне значення виходу;
 Y_{01WS}, Y_{02WS} – нуль глибин 1WS (2WS); $Y_{01WS} = Y_{02WS}$;
 β – параметр, який встановлює ступінь нелінійності впливу відстані на коефіцієнт швидкості навчання;
 Δy – абсолютна помилка вихідного нейрона, $\Delta y = y - y_0$;
 $\|(\delta y_{01WS})_{i,1}\|$ – матриця-стовпець змін миттєвого рівня води відносно 1WS;
 δy_{01WS} – миттєвий рівень води відносно y_{01WS} ;
 η – коефіцієнт швидкості навчання;
 η_{ij}^N – коефіцієнт швидкості навчання i -го нейрона в N -му циклі навчання;
 σ – міра близькості для включення параметра в один кластер.

ВСТУП

Ефективним механізмом експлуатації ВТЗ є перехід на ІМН (річкову e -навігацію) замість діючого лоцманського методу й подальше підвищення безпеки руху водного транспорту на ВВШ. Найважливішим етапом впровадження сучасної системи навігації є комплексне проведення контекстно-орієнтованої інтелектуальної обробки потоків навігаційних даних з урахуванням специфіки руху водного транспорту.

Проблеми в мережі передачі потоку навігаційних даних від WS впливають на достовірність отриманої інформації [1]. Вирішенням даної проблеми є, в першу чергу, застосування систем, що побудовані на NN. Завдання аналізу та діагностики мереж зведені до пошуку відхилень від нормального режиму функціонування – мережових аномалій. Найбільш ефективним методом діагностики мережових аномалій при передачі потоку навігаційних даних є сукупне використання ES і NN. ESNN здатна зберігати досвід системи в цілому в неявному вигляді. Для відповіді необхідно проводити опитування системи і здійснювати нейронні обчислення. Це не є кращим рішенням для завдань передачі потоку навігаційних даних від WS. Зберігати досвід інтелектуальної системи в явному вигляді здатні системи, засновані на прецедентах (ESNN^P).

Об'єктом дослідження є процес діагностики у нейромережевій динамічній експертній системі.

Процес побудови нейронних мереж займає багато часу, маючи дуже багаторазовий характер. Так, під час тренування точність потоку даних від WS, з використанням ESNN, суттєво залежить від розміру та якості використаної навчальної вибірки. Для підвищення швидкості побудови нейронної мережі та її якості необхідно зменшити розмір зразка, забезпечуючи збереження його основних властивостей.

Предметом дослідження є вибірккові методи побудови ESNN^P.

Відомі способи вибірки характеризуються невизначеністю критеріїв якості [2].

Мета роботи – створення автоматизованої системи діагностики мережевих аномалій на NN при передачі потоку навігаційних даних від водомірних постів на основі реалізації алгоритму нечіткого логічного виводу з адаптацією до змін навколишнього середовища.

1 ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ

Моделі обчислень ES і NN надаються у вигляді

$$ES = \langle K^B, F^B, R^B, I^e, R^e \rangle, I^e = \langle I^{e1}, I^{e2}, I^{e3}, I^{e4} \rangle; \quad (1)$$

$$NN = \langle Ar, X, Y, M^n, Ed, I^{n1}, I^{n2} \rangle; \quad (2)$$

$$ESNN = \langle K^B, X, Y, Ed, R^i, I^{n1}, I^{n2} \rangle. \quad (3)$$

Для заданої ESNN зберігається досвід системи в цілому у вигляді $F(x, y) = 0 : y=f(x)$.

Для зберігання досвіду IC у вигляді $y=f(x)$ задаємо:

$$ES^p = \langle K^{B1}, K^{B2}, A(p), I^p \rangle, I^p = \langle I^{p1}, I^{p2}, I^{p3}, I^{p4} \rangle;$$

$$ESNN^p = \langle K^B, K^{Bp}, A(p), R^n, I^{np}, I^{n2}, I^p \rangle. \quad (4)$$

Для заданої системи проблема може бути представлена як

$$(rule)_j : (P^j, K^j, w^j, CF^j, G^j) : (rule)_j id R_j. \quad (5)$$

У свою чергу, проблема формування складових вектора $\bar{p}_k = (p_{1k}, p_{2k}, p_{3k})$ з заданого інтервалу $\Delta = [p_{ikmin}, p_{ikmax}] : p_{ikmin} id HCP, p_{ikmax} id VCP$ полягає в тому, щоб знайти такий набір

$$\langle p_1', p_2' \rangle : p_1' \in (\Delta_1), p_2' = (\Delta_2 | p_1' \in \Delta_1), \Delta_1 < \Delta, \Delta_2 = \Delta,$$

де $f(\langle p_1', p_2' \rangle, \langle p_1, p_2 \rangle) \rightarrow opt$.

2 ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

Класична теорія використання штучних NN передбачає наявність критеріїв, за якими можна встановити факт використання у системі [3, 4, 5]. Використання нейромережевих технологій у судоводінні відбувається за двома основними напрямками. Перший напрям включає дослідження, в яких розглядається використання NN і гібридних нейро-нечітких систем в задачах обробки навігаційної інформації і визначення параметрів руху судна. Другий напрям представляє дослідження з вивчення можливості побудови нейромережевих (нейро-нечітких) систем управління рухом судна [6]. Нижче розглянуті найбільш відомі роботи по першому напрямку, що збігаються з тематикою статті.

У дослідженнях [7, 8] пропонується підхід до вирішення завдання комплексування навігаційної інформації на основі фільтра Калмана. Елементи матриць переходу і вимірювання, а також матричного коефіцієнта посилення є в той же час коефіцієнтами

NN. Елементи матричного коефіцієнта підлягають корекції вимірів вектора стану, тим самим забезпечується адаптивність фільтра. Результати експерименту дозволяють зробити висновок про придатність застосування запропонованої технології комплексування тільки для окремого випадку руху об'єкта. Діагностика моделі ESNN не розглядалася.

У статтях [9, 10] розглянуто застосування нейронної мережі RBF для прогнозу координат об'єкту у разі втрати сигналу або виходу з ладу інерційного блоку коригованої навігаційної системи. Пропонований підхід полягає у надходженні на вхід NN вектора координат, який проходить попередню обробку за допомогою фільтра низьких, середніх або високих частот. Як недоліки слід зазначити: значне збільшення часу навчання NN при використанні фільтрів, а також необхідність проведення десятихвилинного натурального експерименту, в якому фіксуються параметри руху, що отримуються, з використанням супутникової навігаційної системи. На підставі натурального експерименту формуються дві вибірки: для навчання і тестування NN.

Завдання прогнозування траєкторії руху судна може бути розв'язано на основі мережі прямого поширення з затримкою за часом (TLFN-Time Lagged Feed Forward Network), як показано в [11]. NN складається з двох шарів, перший з яких містить нейрони з сигмоїдальними функціями активації, а другий має один нейрон з тотожною функцією активації. Навчання мережі відбувається в режимі реального часу на основі вибірки, що містить певну кількість попередніх точок траєкторії. Але точність прогнозів не висока.

У дослідженні [12] завдання прогнозування вирішувалося з використанням рекурентної мережі з трьома прихованими шарами. Але точність прогнозу траєкторії виявилася на тому ж рівні, як і в NN з фільтром Калмана. Перевага: не потрібне знання статистичної інформації про погрішності вимірів і процесу.

У дослідженні [13] NN виконує функцію алгоритму зчислення шляху судна. Мережа містить два шари, нейрони яких мають сигмоїдальні функції активації. Дискретність прогнозу траєкторії становить одну хвилину. Проте, тестування навченої мережі виконується на зразках, отриманих у процесі руху протягом наступних 25 хвилин.

У статті [14] досліджується взаємозв'язок і відмінність двох підходів, що використовуються при вирішенні нелінійних задач оцінювання. Перший з них – байєсівський підхід, інший полягає у використанні NN-технологій. Основна відмінність підходів полягає в тому, що для реалізації байєсівського підходу потрібна вичерпна інформація про властивості оцінюваних параметрів і помилок вимірювань, як випадкових процесів, в той час як побудова нейромережевих алгоритмів оцінювання можлива без використання такої інформації.

Робота [15] присвячена використанню NN для контролю цілісності навігаційних систем в умовах надмірності інформації. Для визначення збою у роботі конкретного датчика інерційної системи використовуються два багатосарові перцептрони з затримками у часі вхідних сигналів. Один з них навчається на зразках, які відповідають роботі системи з несправностями в каналі датчика, а інший – на зразках, відповідних роботі системи в справному стані. Залежно від того, яка мережа краще прогнозує точність вимірювання на поточному часовому кроці, робиться висновок про наявність несправності.

У статті [16] пропонується складання лінійного рівняння стану судна, що містить матрицю переходу і матрицю керуючих впливів. За допомогою рекурентної мережі Хопфілда визначаються коефіцієнти даних матриць. Навчається мережа в режимі реального часу по мірі надходження зразків, одержуваних за результатами вимірювань.

Слід зазначити, що статті про застосування гібридних нейро-нечітких систем в задачах обробки навігаційної інформації від WS в умовах ІМН (річкові е-навігації) відсутні. Це стосується як вітчизняних, так і зарубіжних видань.

3 МАТЕРІАЛИ І МЕТОДИ

У процесі досліджень проаналізовані характерні особливості цілісної системи мережі передачі потоку навігаційних даних від WS. Проблеми в мережі передачі потоку навігаційних даних впливають на достовірність отримання інформації. Проблема полягає і в тому, що канал підтримки мереж передачі даних є основною лінією передачі навігаційної інформації між WS та електронно-картографічною системою Inland ECDIS.

Завдання аналізу та діагностики мереж зведені до пошуку відхилень від нормального режиму функціонування WS – мережових аномалій. Методи

діагностики мережових аномалій (сигнатурний, статистичний, NN, ES) представлені у роботі [17]. Порівняльний аналіз моделей діагностики наведений у табл. 1.

З аналізу методів випливає, що найбільш ефективними методами діагностики мережових аномалій при передачі потоку навігаційних даних з WS є ES і NN. Процес функціонування ES можна представити таким чином:

- 1) оператор через інтерфейс надсилає запит до ES;
- 2) обчислювач рішень, користуючись базою знань, генерує і видає користувачеві відповідну рекомендацію, пояснюючи хід своїх міркувань за допомогою підсистеми пояснень. При цьому фіксується безліч наборів рішень, які досить далекі від точного рішення. Обчислюється значення функції «згоди» з рішенням. Далі безліч наборів рішень формує алгоритм. Алгоритм складається в послідовному виконанні ряду кроків до отримання рішення.

Застосування NN в ES являє собою зіставлення вхідної і вихідної інформації на основі певної функції. Ця функція виявляється мережею на етапі навчання і залишається невідомою користувачеві. Найважливішою особливістю такої мережі є можливість паралельної обробки інформації відразу всіма ланками NN, що значно прискорює інформаційні процеси. Здатність до навчання і узагальнення накопичених знань є важливою властивістю NN в ES. Використання NN для діагностики стану мережі передачі даних від WS – це навчання NN розпізнавати всі аномальні стани. До корисних властивостей при використанні NN в ES можна віднести:

- 1) вирішення задач при невідомих закономірностях між вхідними та вихідними даними. Тобто NN може визначити, які сигнали є неінформативними;

Таблиця 1 – Порівняльний аналіз моделей діагностики мережових аномалій

Моделі	Переваги	Недоліки
<u>Сигнатурний метод</u> базується на збігу з еталонним зразком	1. Продуктивність. 2. Наявність досвіду у використанні систем. 3. Мале число помилкових тривог. 4. Обґрунтованість рішень	1. Ускладнено оновлення бази даних сигнатур. 2. Не виявляються нові сигнатури. 3. Період оновлення БД сигнатур повинен бути невеликий.
<u>Статистичний метод</u> базується на окремих мережових пристроях, характеристики яких є випадковими величинами, що змінюються в часі	1. Не потрібно точних даних про мережові аномалії. 2. Можливість виявлення нових мережових аномалій. 3. Простота в експлуатації. 4. Висока ефективність і обґрунтованість рішень	1. Довготривала вибірка навчання. 2. Складно задати порогові обмеження мережових аномалій. 3. Необхідний шаблон
<u>ES</u> акумулюють знання експертів у конкретній предметній області	1. Відсутність помилкових тривог. 2. Використання досвіду експертів	1. Постійне оновлення БД. 2. Не виявляються невідомі мережові аномалії
<u>NN</u> представляють систему, яка на основі функції активації зіставляє вхідну і вихідну інформацію	1. Адаптація до різних середовищ. 2. Аналіз всіх мережових аномалій. 3. Прогнозування мережових аномалій	1. Не видно логіки прийняття рішення. 2. Великий час навчання. 3. Високий рівень помилкових тривог. 4. Потрібні серйозні знання в області параметрів мережі

2) адаптацію до змін навколишнього середовища. NN, які навчені роботі в певному середовищі, також можуть бути легко навчені роботі в умовах незначних коливань параметрів, що надходять від WS.

В інформаційній системі обробки потоку навігаційних даних від WS, яка повинна оперативно виявляти мережеві аномалії, а також пропонувати можливі варіанти їх усунення, ефективним є сукупне використання методів ES і NN (ESNN). Така сукупність якостей дає NN і ES можливість формування гібридної інтелектуальної системи (нейромережеві динамічні ES). В ESNN замість бази знань використовується навчена NN. На відміну від звичайних ES, які засновані на знаннях, система такого типу може оперувати недостовірними і неповними даними. Знання проблемної області можуть бути використані при навчанні NN, а після навчання NN буде відігравати роль набору правил «якщо, то – база знань». Таким чином, штучні NN не використовують логіку. Для їх роботи не потрібне введення досвіду і вміння експерта. Вони наслідують процес навчання мозку людини для знаходження залежності між вхідними та вихідними даними. Це не задається розробником. Головним елементом таких систем є математична модель нейрона [18]. Штучні нейрони групуються в певні структури, які піддаються навчанню з використанням набору даних. ESNN, що дозволяє мінімізувати недоліки методів діагностики мережевих аномалій. Результатом об'єднання даних підходів є перевага перед іншими методами діагностики.

Побудова ESNN полягає в обчисленні виразів (1, 2, 3) [19]. У такій ESNN зберігається база правил ES. Нова ESNN отримує новий набір системоутворюючих відносин R' . Для вилучення відповіді необхідно проводити опитування системи і виконувати обчислення. Вираз (3) дозволяє зберегти досвід системи в цілому в неявному вигляді.

Для зберігання досвіду інтелектуальної системи в явному вигляді застосовуємо ESNN, засновану на Pr, відповідно до виразу (4) [2].

Принцип побудови ESNN для експертної оцінки потоку даних від WS полягає у наступному. Складаються тести, відповіді на які мають бінарний вигляд, тобто «Так» або «Ні». При складанні «вектора опитування», якщо при діагностиці надходить відповідь «Так», то компоненту вектора присвоюється індекс «1», якщо «Ні», то – «0». Таким чином, вирішальне «дерево» (рис. 1) може бути записане у вигляді трьох векторів. Наприклад: $\{\dots, 1, 1, 0, \dots\}$, $\{\dots, 1, 0, 1, \dots\}$ і $\{\dots, 0, \dots\}$. Перші два записи (вектори) передають наступний сенс: якщо.

Аналогічно можна побудувати вектор вихідних значень, керуючись тим же правилом, що і для вхідних значень. Якщо на виході NN отримуємо 1, то на дане діагностування слід звернути увагу, так як воно може бути причиною помилки.

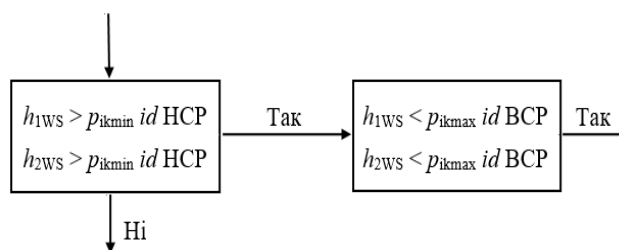


Рисунок 1 – Частина вирішального дерева

Представлення знань, сформованих експертом, опишемо виразом (5) [20, 21, 22]. Вираз (5) представимо в наступному вигляді:

$$\begin{array}{l} \text{Правило } R_i \\ \text{ЯКЩО } P_1^j \in K_1^j(w_1^j) \quad I \\ \quad P_2^j \in K_2^j(w_2^j) \quad I \\ \dots \quad I \\ \quad P_n^j \in K_n^j(w_n^j) \\ \text{ТО } G_j [CF^j]. \end{array}$$

Вага w_i^j нечітких обмежень K_i^j антецедента правила R_i визначає важливість обмежень K_i^j у правилі. На відміну від звичайних NN, в моделі (5) є параметри w_i^j і CF^j . Це надає правилам велику гнучкість при вирішенні практичного завдання отримання достовірних навігаційних даних від WS.

Реалізація виразу (5) полягає в аналізі вхідних даних, формуванні інтегральних зважених оцінок здійсненності кожного правила і виборі оптимального рішення. Розроблена мережа (рис. 2) реалізує алгоритм нечіткого логічного виводу за виразом (5) і визначає число шарів нейронної мережі і їх функціональність. Структура мережі залежить від кількості вхідних, вихідних параметрів, числа градацій у шарах NN (табл. 2). Характеристичні елементи ESNN показані у табл. 2.

Нечітка ESNN (рис. 2), розроблена для діагностики мережевих аномалій при обробці потоку даних від WS, має шість входів і три виходи. У нульовому шарі ESNN міститься шість P -нейронів. У першому шарі міститься шість K -нейронів, які моделюють нечіткі градації у вигляді « $P \in K_i$ ». Другий шар містить дев'ять I -нейронів, які задають нечіткі виходи у вигляді «якщо $P_1 \in K_1$ і $P_2 \in K_2$ то G_j ». Третій шар складається з дев'яти $Eval$ -нейронів (evaluation – оцінка), на виході яких розраховуються комплексні оцінки спрацьовування правил. Вага v визначає ступінь достовірності CF^j сформованого правила

Таблиця 2 – Елементи побудови ESNN

Шари	0-шар	Прихований шар	Вихідний шар	NNClass
4	1 6 P -нейронів.	3 K (6 нейронів) I – (9 нейронів) $Eval$ – (9 нейронів)	1 G – 3 (нейронів)	1

R_j (добуток виходів *Eval*-нейронів на їх вагу v). У четвертому шарі міститься три нейрони (на виході обчислюються оцінки достовірності рішення).

На рис. 2 показана NN для класифікації входних сигналів від WS (NNClass). Завдання класифікації полягає в розбитті сигналів WS на класи, причому в основі лежить вектор параметра WS.

Підхід до такої класифікації полягає в тому, щоб з певного числа класів вибрати координати прототипів. Потім кожен вектор параметра WS зв'язується з найближчим до нього прототипом. Новими прототипами стають центроїди всіх векторів, пов'язаних з вихідним прототипом. Мірою близькості двох векторів виберемо евклідову відстань [19]:

$$d_E(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^m (x_i - y_i)^2} = \|x - y\|. \quad (6)$$

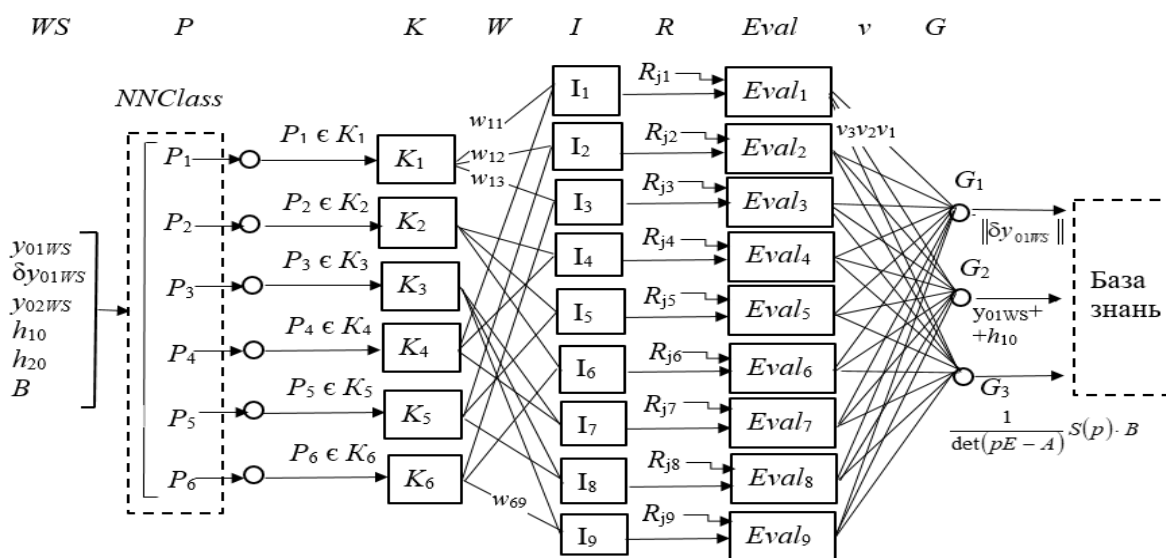


Рисунок 2 – Формування бази знань *ESNN* при обробці потоку даних від WS

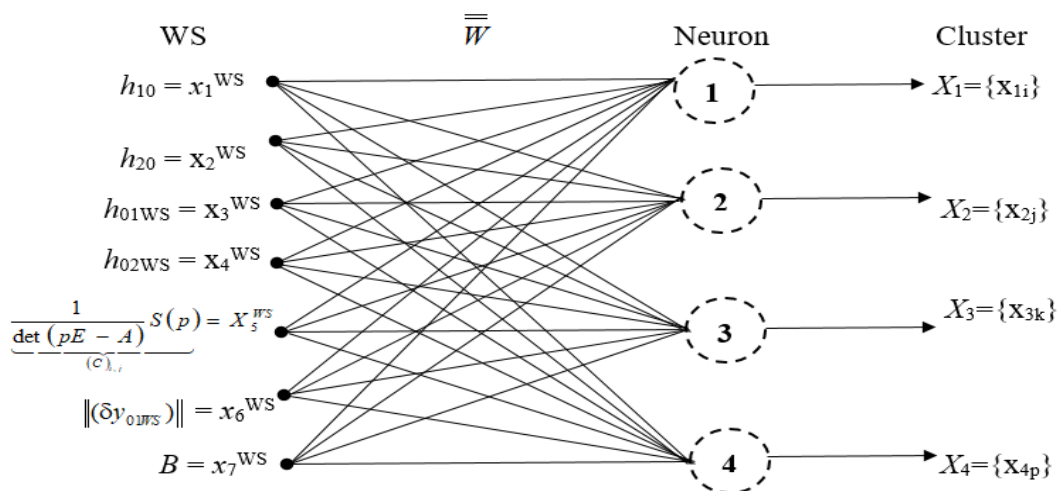


Рисунок 3 – Запропонована NNClass для класифікації сигналів від WS

Для завдання класифікації використовуємо мережу Кохонена. Дана мережа самонавчається без вчителя на основі самоорганізації. У міру навчання вектори ваг нейронів стають прототипами класів – груп векторів навчальної вибірки. На етапі вирішення задачі мережа відносить пред'явлений образ до одного із сформованих класів. Мережа складається з одного шару нейронів. Число входів кожного нейрона n дорівнює розмірності вектора параметра об'єкта. Кількість нейронів m співпадає з числом класів. Змінюючи кількість нейронів, можна динамічно змінювати кількість класів.

У запропонованій NNClass (рис. 3) вихідні вектори в навчальній вибірці можуть бути як наявними, так і відсутніми, і вони не беруть участі в процесі навчання. При самонавчанні виходи не використовуються в якості орієнтирів при корекції синапсів. NNClass не має постійної структури.

Залежно від знайденої відстані до нейрона-переможця цей нейрон використовується для кластеризації прикладу або для поданого на входи прикладу створюється новий кластер з відповідними ваговими коефіцієнтами. Крім того, в процесі самоорганізації структури окремі нейрони можуть виключатися з неї [19].

Алгоритм самонавчання NNClass.

Крок 1. Ініціалізація мережі.

$$R_{KP} = d_E(x, y)_{KP} = d_E(x, y)_{\max} : d_E(x, y)_{\max} \leq \sigma. \quad (7)$$

Умови:

1. $d(x, y) \geq 0 \quad \forall x \& y.$
2. $d(x, y) = 0 \quad \exists ! x = y.$
3. $d(x, y) = d(y, x).$
4. $d(x, y) \leq d(x, k) + d(k, y).$

Вагам $w_{ij}, i = \overline{1, n}, j = \overline{1, m}$ присвоюються малі випадкові значення. Задається початковий темп навчання $\eta_0 = 0,9, \eta_{N+1} = \eta_N - 0,001$.

Початкова структура не містить нейронів. При подачі на входи мережі самого першого прикладу навчальної вибірки створюється перший нейрон з ваговими коефіцієнтами, рівними поданим вхідним значенням.

Крок 2. Пред'явлення мережі нового вхідного сигналу. На входи мережі подається новий випадково обраний приклад поточної епохи навчання, розраховуються евклідові відстані від прикладу до центру кожного кластера і визначається нейрон-переможець j з найменшим з них R_{\min} .

$$R_j = \sqrt{\sum_{i=1}^M (\tilde{x}_i - w_{ij})^2}, \quad d(x, w_j) = \min_{1 \leq i \leq n} d(x, w_i) = R_{\min}. \quad (8)$$

Виходи всіх нейронів рівні 0, крім одного нейрона-переможця, що має на виході таке значення. Таким чином, вектор виходу має єдиний елемент, рівний 1. Номер активного нейрона визначає ту групу (кластер), до якої найбільш близький вхідний вектор.

$$x_{ni} = \frac{x_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_i^2}} = \frac{x_i}{|x_i|}. \quad (9)$$

Виразом (9) визначається нормування в NNClass.

Нормування вхідних даних позитивним чином впливає на швидкість навчання мережі.

Крок 3. Підстроювання ваг всіх нейронів і нейрона-переможця при $R_{\min} \leq R_{KP}$.

$$w_{ij}^{N+1} = w_{ij}^N + \eta_{ij}^N [x_i - w_{ij}^N]. \quad (10)$$

Якщо умова $R_{\min} \leq R_{KP}$ не виконується, то в структуру мережі додається новий нейрон, вагові коефіцієнти якого приймаються рівними вхідним значенням поданого прикладу.

Крок 5. Кроки 2–4 повторюються, поки ваги не стануть змінюватися (або сумарна зміна всіх ваг стане дуже маленькою). Після навчання класифікація виконується подачею на вхід мережі випробуваного вектора. Обчислюються відстані від нього до кожного нейрона з подальшим вибором нейрона з найменшою відстанню. Якщо протягом останньої епохи навчання будь-які кластери залишилися не задіяними, то такі нейрони виключаються зі структури мережі. При корекції вагових коефіцієнтів інших нейронів коефіцієнт швидкості навчання убуває зі збільшенням відстані R_j до центру кластера.

$$\eta_j = \eta_0 \left(1 - \frac{1}{1 + e^{-\beta(R_j - R_{KP})}} \right), \quad \beta = 3,0 \pm 0,5.$$

Слід зазначити, що при самоорганізації NNClass, що класифікує потік параметрів $h(t)$ від WS, виникають дві проблеми:

а) окремі кластери виразу (11) для отримання диференціальних поправок $h(t)$ до вимірних глибин, які позначені на SENC [1],

$$h(t) = \frac{1}{\underbrace{\det(pE - A)}_{(C)_{i,j}}} S(p) \cdot B + \underbrace{y_{01WS} + h_{10}}_{\text{const}} + \|(\delta y_{01WS})_{i,1}\|. \quad (11)$$

містять дуже малу кількість прикладів, що може спричинити труднощі при подальшій обробці інформації. Наприклад, кластери, пов'язані з нулем глибин, $h_{10}, h_{20}, h_{01WS}, h_{02WS}$;

б) з іншого боку, інші кластери виразу (11) містять дуже багато прикладів. Наприклад, кластери

$$\frac{1}{\underbrace{\det(pE - A)}_{(C)_{i,j}}} S(p) \cdot B, \|(\delta y_{01WS})_{i,1}\|.$$

У цьому випадку для регулювання розміру кластера і вирішення проблеми його переповненості задаємо в якості додаткового параметра граничне число прикладів $N_{\text{пр}}$, які формують кластер. Якщо в якийсь момент виявляється, що новий приклад повинен бути віднесений до кластеру, розмір якого таке, приймається АР про створення іншого кластера. Його центром є вектор змінних $\overline{N}_{\text{пр}} + 1$, найбільш віддалений від даного кластера.

Процедура навчання за методом зворотного поширення помилки показана на рис. 4.

$$y = f(e), \quad e = x_1 w_1 + x_2 w_2 + \dots + x_n w_n. \quad (12)$$

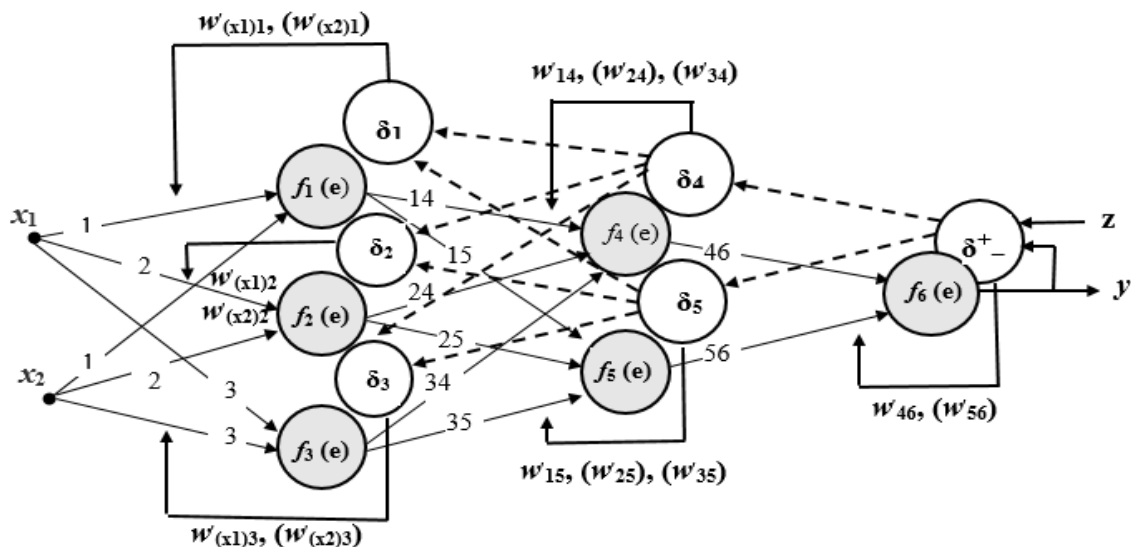


Рисунок 4 – Навчання NN за методом зворотного поширення помилки

На рис. 4 показаний додатковий прихований шар, пов'язаний з розв'язанням інформації від другого WS.

Вхідний шар:

1 – $idw_{(x1)1} \vee idw_{(x2)1} \Leftrightarrow x_1 \vee x_2$, 2 – $idw_{(x1)2} \vee idw_{(x2)2} \Leftrightarrow x_1 \vee x_2$, 3 – $idw_{(x1)3} \vee idw_{(x2)3} \Leftrightarrow x_1 \vee x_2$.

Приховані шари:

14– idw_{14} , 15– idw_{15} , 24– idw_{24} , 25– idw_{25} , 34– idw_{34} , 35– idw_{35} .

Вихідний шар:

46– idw_{46} , 56– idw_{56} .

Визначимо вихідні сигнали (output) нейронів. Під час ініціалізації NN ваги розставляються у випадковому порядку:

$$\begin{aligned} y_1 &= f_1(w_{(x1)1}x_1 + w_{(x2)1}x_2), \\ y_2 &= f_2(w_{(x1)2}x_1 + w_{(x2)2}x_2), \\ y_3 &= f_3(w_{(x1)3}x_1 + w_{(x2)3}x_2), \\ y_4 &= f_4(w_{14}y_1 + w_{24}y_2 + w_{34}y_3), \\ y_5 &= f_5(w_{15}y_1 + w_{25}y_2 + w_{35}y_3), \\ y_6 &= f_6(w_{46}y_4 + w_{56}y_5). \end{aligned}$$

Обчислення сигналу помилки.

Помилка – процентна величина, що відображає розбіжність між очікуваними і отриманими відповідями. Помилка формується кожену епоху і повинна йти на спад.

$$\delta = \frac{[f_1(e) - \delta_1]^2 + [f_2(e) - \delta_2]^2 + \dots + [f_n(e) - \delta_n]^2}{n}. \quad (13)$$

$$\delta = z - y \rightarrow \delta_4 = w_{46}\delta \rightarrow \delta_5 = w_{56}\delta \rightarrow \delta_1 = w_{14}\delta_4 + w_{15}\delta_5 \rightarrow \delta_2 = w_{24}\delta_4 + w_{25}\delta_5 \rightarrow \delta_3 = w_{34}\delta_4 + w_{35}\delta_5. \quad (14)$$

Розрахунок помилки за виразом (13) зберігає баланс в обчисленні (метод MSE – Mean Squared Error).

У зв'язку з використанням методу градієнтного спуску в алгоритмі зворотного поширення помилки

обчислюємо похідну $df(e)/de$ через активаційну функцію [3].

$$w'_{(x1)1} = w_{(x1)1} + \eta\delta_1 \frac{df_1(e)}{de} x_1, w'_{(x2)1} = w_{(x2)1} + \eta\delta_1 \frac{df_1(e)}{de} x_2,$$

$$w'_{(x1)2} = w_{(x1)2} + \eta\delta_2 \frac{df_2(e)}{de} x_1, w'_{(x2)2} = w_{(x2)2} + \eta\delta_2 \frac{df_2(e)}{de} x_2,$$

$$w'_{(x1)3} = w_{(x1)3} + \eta\delta_3 \frac{df_3(e)}{de} x_1, w'_{(x2)3} = w_{(x2)3} + \eta\delta_3 \frac{df_3(e)}{de} x_2,$$

$$\begin{cases} w'_{14} = w_{14} + \eta\delta_4 \frac{df_4(e)}{de} y_1, & w'_{24} = w_{24} + \eta\delta_4 \frac{df_4(e)}{de} y_2, \\ w'_{34} = w_{34} + \eta\delta_4 \frac{df_4(e)}{de} y_3. \end{cases}$$

$$\begin{cases} w'_{15} = w_{15} + \eta\delta_5 \frac{df_5(e)}{de} y_1, & w'_{25} = w_{25} + \eta\delta_5 \frac{df_5(e)}{de} y_2, \\ w'_{35} = w_{35} + \eta\delta_5 \frac{df_5(e)}{de} y_3. \end{cases}$$

$$\begin{cases} w'_{46} = w_{46} + \eta\delta \frac{df_6(e)}{de} y_4, & w'_{56} = w_{56} + \eta\delta_5 \frac{df_6(e)}{de} y_5. \end{cases}$$

Способи вибору η :

a) $\eta_{\max} \rightarrow \eta_{\min}$.

b) $\eta_{\min} \rightarrow \eta_{\max} \rightarrow \eta_{\min}$.

Швидкість навчання беремо у межах 0,3–0,7.

Для кодування і декодування параметрів від WS під час навчання нечіткої NN задаємо параметричну функцію трикутної форми (рис. 5).

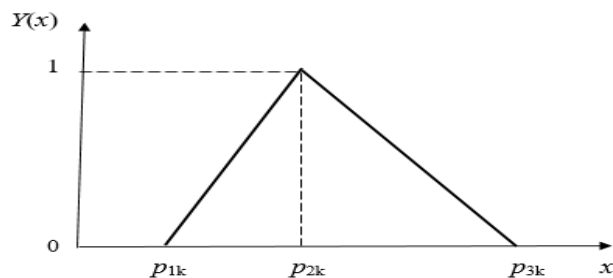


Рисунок 5 – Параметрична функція трикутної форми

Налаштування складових p_{ik} вектора $\bar{p}_k = (p_{1k}, p_{2k}, p_{3k})$ здійснюється в інтервалі

$$\Delta = [p_{ikmin}, p_{ikmax}] : p_{ikmin} \text{ id НСР}, p_{ikmax} \text{ id ВСР}.$$

Далі Δ розбиваємо на N підінтервалів

$$N = \frac{2 \cdot (h_{2WS} - h_{1WS})}{m_{Z0}} \Rightarrow p_{ik \min} \text{ idcod } 0, p_{ik \max} \text{ idcod } 1.$$

СКП виходу нечіткої NN

$$M = \frac{1}{2} (\Delta y)^2. \quad (15)$$

Операція декодування є інверсною по відношенню до операції кодування.

Таким чином, вирішена задача вибору гнучкої нечітко-нейронної мережі представлення знань і розробки нечіткої NN, що дозволяє в результаті навчання формувати базу знань ES правилами, представленими у формі нечітких висновків.

У системі ІМН для обробки потоків даних, включаючи обробку потоку даних від WS, розроблена інтелектуальна $ESNN^P$, що заснована на Pr (рис. 6).

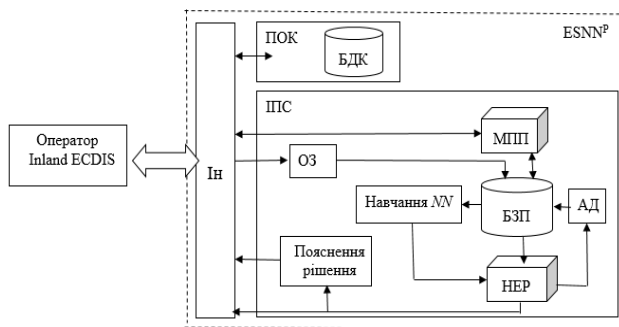


Рисунок 6 – Структура $ESNN^P$, що заснована на Pr при ІМН

Система складається з інтелектуальної підсистеми (ІПС) і підсистеми обслуговування кластерів (ПОК), робота яких контролюється інтегратором (Ін). ПОК включає базу даних кластерів (БДК). ІПС включає базу знань Pr (БЗП), модуль отримання знань (ОЗ), механізм пошуку Pr (МПП), нейро-експертний механізм отримання рішення (НЕР), блоки адаптації даних і пояснення рішення (АД).

4 ЕКСПЕРИМЕНТИ

Комп'ютерна програма, яка реалізує запропонований метод, побудована на базі системи відображення річкових електронних карт SeeMYENC і доповнює «Контекстно-орієнтований підхід в інтелектуальній обробці потоків даних від водомірних постів при русі судна» (рішення про авторське право № 36-18С-НС від 13.04.2018). Розроблене програмне забезпечення вивчалось при вирішенні проблеми класифікації нейромережі Кохонена [2], яка дозволяє самонавчатися без вчителя на основі самоорганізації.

Вихідні дані містять 115 вибірок, що характеризуються сімома вхідними характеристиками (рис. 3). Слід зазначити, що при самоорганізації NNClass, що класифікує потік параметрів $h(t)$ від WS за виразом (11), вирішені дві проблеми:

1) окремі кластери містять дуже малу кількість прикладів, що може привести до труднощів при подальшій обробці інформації. Наприклад, кластери, пов'язані з нулем глибин, $h_{10}, h_{20}, h_{01WS}, h_{02WS}$. При проведенні експерименту вихідні дані для таких кластерів містять 40 вибірок ($N_{PP1} \times 4 = 40$).

2) інші кластери виразу містять дуже багато прикладів. Наприклад, кластери $[det(pE-A)]^{-1}S(p), B, \|\delta y_{01WS}\|$ містять 75 вибірок ($N_{PP2} \times 3 = 75$).

У цих випадках для регулювання розміру кластерів і вирішення проблеми його переповненості в якості додаткових параметрів задані граничні числа прикладів N_{PP} , які формують кластери ($N_{PP1} = 10; N_{PP2} = 25$). Якщо в якийсь момент виявляється, що новий приклад повинен бути віднесений до кластера, розмір якого \max , приймається AP про створення іншого кластера. Його центром є вектор змінних $\frac{N_{PP}}{N_{PP} + 1}$, найбільш віддалений від даного кластера.

Функція виведення X_n визначає екземпляр, що належить одному з чотирьох кластерів ($n = 4$).

На основі вихідної вибірки були отримані оцінки примірників в якості навчальних зразків. При вирішенні першої проблеми для контрольних примірників з індивідуальним значенням були відібрані приклади з вихідного зразка і відповідно включені в навчальний набір. При вирішенні другої проблеми були відібрані приклади з вихідного зразка і включені в тренувальний набір повторно.

Крім того, для зразків побудована мережа формування бази знань $ESNN$ при обробці потоку даних від WS (рис. 2). Для отримання системи правил і формування бази знань $ESNN$ застосовано проведення навчання. Процедура проведення навчання двошарової нейронної мережі зі зворотним зв'язком за методом зворотного поширення помилки показана на рис. 4.

Для даної задачі кількість мережевих входів визначалася кількістю функцій ($n=2$). Число нейронів першого прихованого шару дорівнює 3, другого прихованого шару дорівнює 2. Всі нейрони мережі використовували зважену суму в якості вагової функції і логістичного сигмоїду як передавальної функції. Параметри методу навчання були встановлені таким чином: швидкість навчання беремо у межах 0,3–0,7, допустима кількість ітерацій (epoch) методу – 200, цільове значення функції помилки – 5.

Після завершення процесу навчання нейронної моделі були зафіксована її кінцева характеристика $h(t)$ і визначена помилка δ .

5 РЕЗУЛЬТАТИ

Результати проведених експериментів представлені в табл. 3.

Таблиця 3 – Результати проведених експериментів

SENC	Code	$N_{\text{ГП}}$	Cluster	X_{WS}			$\overline{N_{\text{ГП}} + 1}$	$h(t)$	δ	Date/ time
				max	min	average				
UA8N0017.000	Code M	$N_{\text{ГП1}}$	h_{10}	0	0	0	0	0.334	5	27.07.2018 / 13-00
		$N_{\text{ГП1}}$	h_{20}	0	0	0	0			
		$N_{\text{ГП1}}$	$h_{01\text{WS}}$	0,421	0,415	0,418	0			
		$N_{\text{ГП1}}$	$h_{02\text{WS}}$	0,288	0,280	0,284	0			
	Code L	$N_{\text{ГП2}}$	$[\det(pE-A)]^{-1}S(p)$	0,310	0,295	0,303	0			
		$N_{\text{ГП2}}$	B	-0,229	-0,233	-0,231	0			
UA8N0082.000	Code M	$N_{\text{ГП1}}$	h_{10}	0	0	0	0	0.205	5	06.08.2018 / 13-00
		$N_{\text{ГП1}}$	h_{20}	0	0	0	0			
		$N_{\text{ГП1}}$	$h_{01\text{WS}}$	0,321	0,313	0,317	0			
		$N_{\text{ГП1}}$	$h_{02\text{WS}}$	0,184	0,180	0,182	0			
	Code L	$N_{\text{ГП2}}$	$[\det(pE-A)]^{-1}S(p)$	0,188	0,182	0,185	0			
		$N_{\text{ГП2}}$	B	-0,549	-0,555	-0,552	0			
		$N_{\text{ГП2}}$	$\ (\delta y_{01\text{WS}})_{i,1}\ $	0,310	0,304	0,307	0			

У таблиці використані наступні позначення для методу кодування параметрів та отримання поправки до глибин: M – кластери, що містять дуже малу кількість прикладів, L – кластери, що містять багато прикладів, $N_{\text{ГП}}$ – граничні числа прикладів для регулювання розміру кластерів і вирішення проблеми його переповненості, X_{WS} – вхідні дані, $\overline{N_{\text{ГП}} + 1}$ – створення іншого кластера, при тах розміру нового прикладу, $h(t)$ – поправка до глибин, розраховується за виразом (11), δ – помилка, процентна величина, що відображає розбіжність між очікуваними і отриманими відповідями, розраховується за виразом (13, 14). Маркери «min», «average» і «max» позначаються відповідно мінімальними, середніми і максимальними значеннями.

При проведенні експерименту враховані екстремальні (контрольні) значення кластера B – матриці $n \times m$ місця знаходження судна між двома WS за даними, що зняті з SENC. Кластер B входить до складової $[\det(pE-A)]^{-1}S(p) \cdot B$ виразу (11). Так, для SENC № UA8N0017.000 & SENC № UA8N0082.000

$$-0,333 \leq B \leq 0 \quad \begin{cases} B = 0 \Rightarrow h(t) = 0,404, \\ B = -0,333 \Rightarrow h(t) = 0,303. \end{cases} \quad (15)$$

$$-0,659 \leq B \leq 0 \quad \begin{cases} B = 0 \Rightarrow h(t) = 0,307, \\ B = -0,659 \Rightarrow h(t) = 0,185. \end{cases} \quad (16)$$

Значення виразів (15, 16) ототожнюються з отриманням поправок $h(t)$ суднами, що знаходяться в безпосередній близькості від 1WS–2WS для визначеного району плавання.

У графі $\overline{N_{\text{ГП}} + 1}$ проставлені нулі у зв'язку з тим, що тах розмір нового прикладу не встановлений і створення іншого кластера не проводилося. У рядках h_{10} , h_{20} (max, min, average) також проставлені нулі через відсутність змін нуля глибин 1WS–2WS відносно абсолютної системи висот.

Табл. 3 показує, що використання запропонованого методу дозволяє на практиці вибрати підбірку з вихідного зразка, достатньої для створення NN з необхідною точністю, що скорочує час для створення мереж.

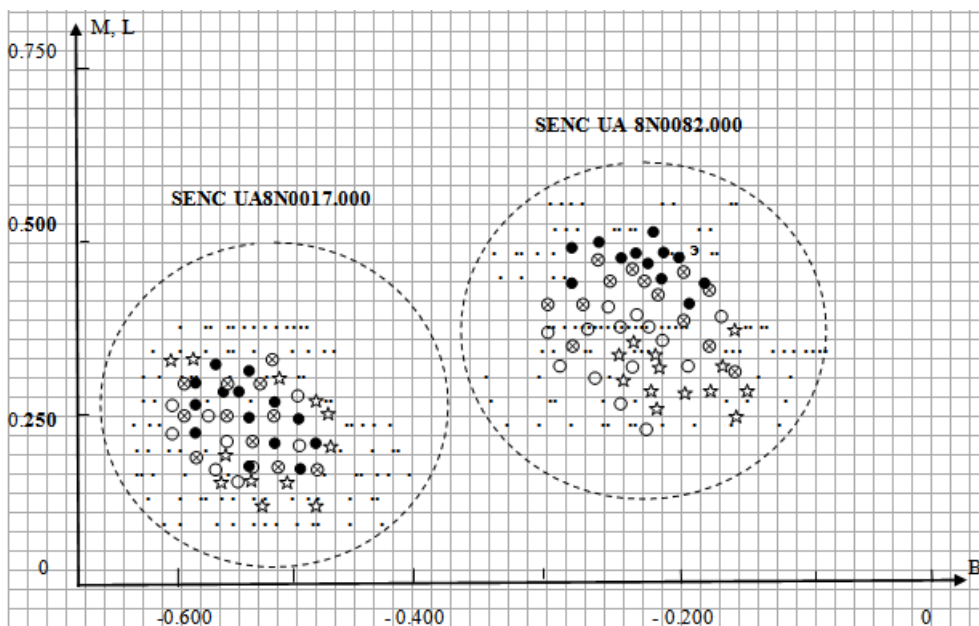


Рисунок 7 – Розміщення примірників вихідного і сформованого зразків

Рис. 7 графічно ілюструє розміщення примірників вихідного і сформованого зразків.

По вісі абсцис нанесені складові по cod M і cod L, по вісі ординат – дані матриці B – місця знаходження судна між двома WS. Маркери «•», «○», «⊗» і «☼» позначають екземпляри різних класів вихідного зразка, вибрані для набору тренувань.

6 ОБГОВОРЕННЯ

Існуючий візуальний (лоцманський) метод навігації не базувався на вирішенні завдань із застосування наукового підходу до впровадження сучасної системи навігації на ВВШ України. Звідси і методи інтелектуальної обробки потоків навігаційних даних відрізнялися спрощеністю. Це не відповідає закономірностям функціонування складного об'єкта при сучасному способі навігації через існуючі локальні, галузеві завдання і принципи забезпечення його життєвого циклу.

Функціонування сучасного способу ІМН (річкової е-навігації) засноване на аналізі цілого ряду факторів, які в даний час не враховуються у зв'язку з використанням приблизних моделей [18]. Слід зазначити, що проблема визначення контекстно-орієнтованої інтелектуальної обробки потоків даних в такій складній організаційній системі, як система забезпечення ІМН на ВВШ України, на сьогоднішній день залишається відкритою. Проблеми у мережі передачі потоку навігаційних даних впливають на достовірність отримання інформації.

У роботі розглянуто задачу автоматизації діагностики мережових аномалій при передачі потоку навігаційних даних від WS до електронно-картографічної системи. Отриманий набір кластерів-правил відображається в структурі нейро-нечіткої мережі. Створений набір показників для оцінки якості вибірок, що мають єдину природу, на основі реалізації алгоритму нечіткого логічного виводу.

Реалізація методу не потребує завантаження всієї навчальної вибірки в пам'ять Inland ECDIS, багаторазових переглядів навчальної вибірки і істотно прискорює процес синтезу мереж. В інформаційній системі обробки потоку навігаційних даних, яка повинна оперативнo виявляти мережові аномалії, а також пропонувати можливі варіанти їх усунення, ефективне сукупне використання ES і NN. Ця сукупність якостей дає NN і ES можливість формування гібридної інтелектуальної системи (нейромережові динамічні експертні системи). У подібній системі замість бази знань використовується навчена NN. На відміну від звичайних ES, які засновані на знаннях, система такого типу може оперувати недостовірними і неповними даними. Знання проблемної області можуть бути використані при навчанні мережі, а після навчання NN відіграє роль набору правил «якщо, то – база знань».

Взаємодія NN і ES дозволить мінімізувати недоліки систем діагностики мережових аномалій.

Результатом об'єднання даних підходів є перевага перед іншими системами діагностики.

Такий підхід вирішує в першу чергу слабко структуровані проблеми, які характеризуються наявністю фактора невизначеності і містять як формалізовані, так і неформалізовані елементи. Комбінування інформації здійснюється з численних джерел із знаходженням більш точних і достовірних даних про ситуацію, ніж дані, які отримані від цих джерел окремо.

Перевагою проведених досліджень є забезпечення значно більшої точності отримання навігаційних даних від об'єктів зовнішнього середовища, усунення суттєвої неоднозначності, розпливчастості та непередбачуваності ситуацій екстремального, ризикованого характеру. Так, з таблиці 3 і рисунку 7 випливає, що в сформованому зразку точність підвищується (помилки для сформованого навчання і для початкового скорочення зразків), час навчання і кількість тренувальних ітерацій збільшується, і навпаки. Слід зазначити, що екземпляри, критичні для опису поділу класів, не можуть бути включені в зразок невеликого обсягу. Це підтверджує доцільність застосування пропонованої математичної підтримки в побудові NN на прецедентах. Однак, є недоліки – низька швидкість через необхідність обчислювати відстані між екземплярами.

Теоретична незавершеність та багатозначна можливість різноманітних тлумачень на практиці приводить до загрозливої статистики катастроф, аварій, небажаних подій з пасажирами, екіпажами, вантажами, а також із забрудненням навколишнього середовища. Проведені розрахунки підтверджують підвищення ймовірності безпечного руху суден до 97 %.

Робота містить матеріали щодо наукового дослідження в галузі річкового транспорту в частині, що стосується визначення механізмів структуроутворення і обробки потоку навігаційних даних в умовах сучасного методу навігації. Запропонований підхід є продовженням раніше проведеного дослідження про застосування системного аналізу впровадження ІМН на ВВШ України [23]. Отримані результати дають підстави стверджувати про можливість впровадження запропонованого методу в реальне судноплавство на внутрішніх водних шляхах України.

Перспективи подальших досліджень полягають в подальшій побудові системи ІМН при застосуванні NN для математичного забезпечення широкого набору практичних завдань діагностики і розпізнавання образів. Так, найважливішим аспектом таких комплексних досліджень є можливість відмовитися від установки берегових і плавучих засобів навігаційного обладнання, що дозволить отримати значний економічний ефект у масштабах держави (щорічно 45 млн. грн). До того ж слід зазначити, що введення сучасного методу навігації дозволить оперативнo закрити судноплавство по

фарватеру й здійснювати провідку тільки обраних суден в особливий період.

ВИСНОВКИ

У роботі вирішена задача застосування наукового підходу щодо побудови нейромережевої експертної системи обробки навігаційних параметрів в умовах впровадження сучасної системи річкової е-навігації на ВВШ України на базі річкових електронно-картографічних систем. Насущна проблема вирішена з метою автоматизації діагностики мережевих аномалій при передачі потоку навігаційних даних від WS до електронно-картографічної системи. У процесі дослідження використаний комплекс процедур, що мають елементи наукової новизни: визначення генеральної мети, аналіз множини альтернатив досягнення цих цілей, які зіставляються з тими чи іншими критеріями ефективності.

Наукова новизна отриманих результатів полягає в тому, що в результаті дослідження вперше запропонований спосіб комплексного проведення контекстно-орієнтованої інтелектуальної обробки потоків навігаційних даних в умовах річкової е-навігації. Отримали подальший розвиток: метод діагностики мережевих аномалій з сукупним використанням ES і NN, що засновані на прецедентах з реалізацією алгоритму нечіткого логічного виводу і можливістю формування гібридної інтелектуальної системи; метод представлення знань, сформованих експертом. Це надає правилам велику гнучкість при вирішенні практичного завдання з отримання достовірних навігаційних даних від WS; метод класифікації вхідних сигналів від WS з використанням мережі Кохонена. Завдання класифікації полягає в розбитті сигналів на класи, причому в основі лежить вектор навігаційного параметра від WS; метод зворотного обчислення сигналу помилки з кодуванням і декодуванням параметрів від WS під час навчання нечіткої NN із завданням параметричної функції трикутної форми. Це дозволяє в результаті навчання формувати базу знань ES за правилами, представленими у формі нечітких висновків, зменшити розмірність даних навчання і, як наслідок, автоматизувати діагностику мережевих аномалій при передачі потоку навігаційних даних від WS до електронно-картографічної системи.

Практична значимість отриманих результатів полягає у тому, що, використання запропонованого методу дозволяє на практиці вибрати підбірку з вихідного зразка, достатню для створення ESNN^P з необхідною точністю, що скорочує час для створення моделей. У даний час розробляється програмне забезпечення, що реалізує запропонований метод. Експериментальні результати дозволяють рекомендувати запропонований метод для використання на практиці. Крім того, впровадження запропонованого методу дозволить відмовитися від установки берегових і плавучих засобів навігаційного

обладнання, дасть можливість диференційованого відображення масиву глибин на електронній карті в залежності від дійсного рівня води і відмовитися від лоцманського принципу судноводіння на ВВШ України. До того ж слід зазначити, що введення інструментального методу навігації дозволить в особливий період оперативно закрити судноплавство по фарватеру й здійснювати провідку тільки обраних суден. Проведені розрахунки підтверджують підвищення ймовірності безпечного руху суден до 97%.

Перспективи подальших досліджень полягають у створенні послідовних методів розрахунку комплексу запропонованих показників, оптимізації програмних реалізацій, а також в експериментальному дослідженні запропонованих методів при ІМН (річкової е-навігації).

ПОДЯКИ

Роботу виконано в рамках науково-дослідної теми «Методи забезпечення безпеки руху водного транспорту при використанні деталізованого масиву глибин в річкових електронно-картографічних системах», що затверджена рішенням наукової ради Державного університету інфраструктури та технологій (номер реєстрації ID:64940 27.08.2016 (398-1)).

ЛІТЕРАТУРА / ЛИТЕРАТУРА

1. Доронін В. В. Методи реалізації обчислювального інтелекту при використанні деталізованого масиву глибин в річкових електронно-картографічних системах / В. В. Доронін, В. М. Алейніков, М. В. Алейніков // Вісник Одеського національного морського університету. – 2018. – № 1 (54). – С. 158–181.
2. Ясницкий Л. Н. Интеллектуальные системы : монография / Л. Н. Ясницкий. – М. : Лаборатория знаний, 2016. – 221 с.
3. Яхьяева Г. Э. Нечеткие множества и нейронные сети : монография / Г. Э. Яхьяева. – М. : Интуит, 2012. – 316 с.
4. Дли М. И. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети : монография / М. И. Дли. – М. : Физматлит, 2013. – 225 с.
5. Doronin V. Application of evaluation criteria of functional sustainability instrumental method of navigation on Ukraine's Inland waterways // The XIII International Scientific Conference. – Zheleznii Port, Ukraine, 2017. – P. 178–181.
6. Дерябин В. В. Обзор исследований, посвященных использованию нейросетевых технологий в судовождении / В. В. Дерябин // Вестник Государственного университета морского и речного флота имени адмирала С. О. Макарова. – 2015. – № 6(34). – С. 29–43. DOI: 10.21821/2309-5180-2015-7-6-29-43.
7. Числов К. А. Нейроподобный алгоритм коррекции безгироскопной инерциальной спутниковой гравиметрической системы / К. А. Числов // Вестник Государственного университета морского и речного флота имени адмирала С. О. Макарова. – 2013. – № 4 (38). – С. 93–99.

8. Jwo D. Neural network aided adaptive Kalman filter for GPS / INS navigation system design / D. Jwo // Proceedings of 9th IFAC Workshop «Adaptation and learning in control and signal processing» (ALCOSP'07). – 2007. – P. 7.
9. Nguyen H. Improving GPS. INS Integration through Neural Networks // Journal of Telecommunications. – 2010. – Vol. 2 (2). – P. 1–6.
10. Kaygisiz B. GPS. INS Enhancement for Land Navigation using Neural Network / B. Kaygisiz // Journal of Navigation. – 2004. – Vol. 2(57). – P. 297–310. DOI: 10.1017/S037346330400267X.
11. Сазонов А. Е. Прогнозирование траектории движения судна при помощи нейронной сети / А. Е. Сазонов, В. В. Дерябин // Вестник Государственного университета морского и речного флота имени адмирала С. О. Макарова. – 2013. – № 3(22). – С. 6–13. DOI: 10.21821/2309-5180-2013-5-3-6-13.
12. Lainiotis D. Neural network application to ship position estimation // Proceedings of Conference «OCEANS'93. Engineering in Harmony with Ocean». – 1993. – P. 1384–1389.
13. Xu T. Novel Approach for Ship Trajectory Online Prediction Using BP Neural Network Algorithm // Advances in Information Sciences and Service Sciences (AISS). – 2012. – Vol. 4(11). – P. 271–277. DOI: 10.4156/AISS.vol4.issue11.33.
14. Степанов О. А. Нейросетевые алгоритмы в задаче нелинейного оценивания. Взаимосвязь с байесовским подходом / О. А. Степанов // Навигация и управление движением : материалы XI конференции молодых ученых, 21–22 апреля 2009 г. Санкт-Петербург / Государственный университет морского и речного флота имени адмирала С. О. Макарова. – Санкт-Петербург. – 2009. – С. 39–65.
15. Деева А. С. Методы контроля и диагностики информационных нарушений инерциальных навигационных систем / А. С. Деева // Вестник Южно-Уральского государственного университета : серия: компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника. – 2010. – № 2 (178). – С. 21–25.
16. Zak B. Modelling of ship's motion using artificial neural networks. – Advances in Neural Networks and Applications, World Scientific and Engineering Society Press, 2001. – P. 298–303.
17. Кучер А. В. Интеллектуальная система поддержки принятия решения на основе нечеткой логики для диагностики состояния сети передачи данных : учеб. пособие / А. В. Кучер. – Краснодар : ГОУ ВПО «Кубанский государственный технологический университет», 2007. – 221 с.
18. Application of Intelligent Processing of Data Flows Under Conditions of River Navigation / [V. Panin, V. Doronin, I. Tykhonov, M. Alieinikov] // Eastern European Journal of Enterprise Technologies. – 2018. – Vol. 3/9 (93). – P. 6–18. DOI: 10.15587/1729-4061.2018.131599.
19. Каширина И. Л. Искусственные нейронные сети : монография / И. Л. Каширина. – М. : Издательский дом «Вильямс», 2005. – 51 с.
20. Колесников А. В. Методология и технология решения сложных задач методами функциональных гибридных интеллектуальных систем / А. В. Колесников. – М. : ИПИ РАН, 2007. – 387 с.
21. Малыхина М. П. Нейросетевая экспертная система на основе прецедентов для решения проблем абонентов сотовой сети : монография / М. П. Малыхина. – Краснодар : Юг, 2011. – 148 с.
22. Научный журнал КубГАУ [Электронный ресурс] : Идентификация механизмов реализации операторов генетического алгоритма в экспертных системах производственного типа / уклад. В. А. Частикова. – Краснодар : КубГАУ, 2012. – №75(01). – 13 с. Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2012/01/pdf/17.pdf>.
23. Panin V. Application of the System Analysis of Implementation of the Instrumental Method of Navigation on Inland Waterways of Ukraine / V. Panin, V. Doronin, V. Aleynikov // Radio Electronics, Computer Science, Control. – 2018. – No. 2 (45). – P. 125–134. DOI 10.15588/1607-3274-2018-2-14.

Стаття надійшла до редакції 10.10.2018.
Після доробки 25.10.2018.

УДК 629.5.05.527.05

ПОСТРОЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВОЙ ЭКСПЕРТНОЙ СИСТЕМЫ ОБРАБОТКИ НАВИГАЦИОННЫХ ДАННЫХ В УСЛОВИЯХ РЕЧНОЙ e-НАВИГАЦИИ

Панин В. В. – д-р техн. наук, профессор, ректор Государственного университета инфраструктуры и технологий, Киев, Украина.

Доронин В. В. – канд. техн. наук, профессор кафедры технических систем и процессов управления в судовождении Государственного университета инфраструктуры и технологий, Киев, Украина.

Спьян А. Н. – аспирант кафедры технических систем и процессов управления в судовождении Государственного университета инфраструктуры и технологий, Киев, Украина.

АННОТАЦИЯ

Актуальность. Рассмотрена задача автоматизации диагностики сетевых аномалий при передаче потока навигационных данных от водомерных постов до электронно-картографической системы в условиях речной e-навигации. Объектом исследования является процесс диагностики в динамической экспертной системе. Цель работы – создание автоматизированной системы диагностики сетевых аномалий на нейронных сетях.

Метод. Предложен способ автоматизации диагностики сетевых аномалий с использованием комплекса процедур контекстно-ориентированной интеллектуальной обработки потоков навигационных данных. Способ предусматривает использование современных методов обработки информации на основе реализации алгоритма нечеткого логического вывода в нейронных сетях. Примененные нейросети могут быть легко обучены в условиях колебаний параметров, поступающих от водомерных постов. Способ позволяет минимизировать ошибку в синтезированной сети. Полученный набор кластеров-правил отображается в структуре нейро-нечеткой сети. Реализация способа не требует загрузки всей начальной выборки в память электронно-картографической системы, многократных пересмотров начальной выборки и

существенно ускоряет процесс синтеза сетей. В информационной системе обработки потока навигационных данных, которая должна оперативно выявлять сетевые аномалии, а также предлагать возможные варианты их устранения, применено совместное использование экспертных систем и нейронных сетей. Наряду с фрактальным учетом точности определены показатели качества при неизвестных закономерностях между входными и выходными данными, поступающих от водомерных постов. Таким образом, нейросеть определяет какие сигналы являются неинформативными. С помощью разработанного метода классификации входных сигналов от водомерных постов с использованием сети Кохонена пространство потока данных разбивается на кластеры одинакового размера и формы. При изменении размера кластера метод позволяет получать разные уровни детализации выборки. Применение процедуры классификации входных сигналов предусматривает увеличение или уменьшение значений дифференциальных поправок к глубинам, распознавание информации от водомерных постов. Решение задачи кодирования и декодирования параметров в период обучения нечеткой нейросети выполнялось одновременно с заданием параметрической функции треугольной формы. Определены правила представления знаний, сформированных экспертом. Для сохранения интеллектуальной системы в явном виде применена нейросетевая динамическая экспертная система на прецедентах. Определен механизм получения автоматизированного решения на основе активизации алгоритма поиска по степени близости прецедентов. При отсутствии прецедентов задание решается нейросетевой базой правил. Узлами сети являются нейроны – отдельные факты, извлекаемые из прецедентов. Связь между узлами сети реализуют правила. Таким образом, организуется многослойная нейросеть фактов и правил.

Результаты. Отработаны показатели экспериментальных исследований процесса автоматизации диагностики сетевых аномалий при передаче потока навигационных данных от водомерных постов.

Выводы. Решена задача автоматизации диагностики сетевых аномалий с применением гибкой нечетко-нейронной сети на прецедентах. Проведенные эксперименты подтвердили работоспособность предложенных методов.

Перспективы дальнейших исследований заключаются в реализации этапов создания инструментального метода навигации (речной *e*-навигации).

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: выборка, экспертная система, *e*-навигация, нечетко-нейронная сеть, прецедент, Inland ECDIS.

UDC 629.5.05.527.05

CONSTRUCTION OF A NEUROET NETWORK EXPERT SYSTEM FOR PROCESSING NAVIGATION DATA IN CONDITIONS RIVER *e*-NAVIGATION

Panin V. V. – Dr. Sc., Professor, Rector, State University of Infrastructure and Technologies, Kyiv, Ukraine.

Doronin V. V. – PhD, Professor of the Department of Technical Systems and Control Processes in Navigation of the State University of Infrastructure and Technologies, Kyiv, Ukraine.

Spіian O. M. – Post-graduate student of the Department of Technical Systems and Control Processes in Navigation of the State University of Infrastructure and Technologies, Kyiv, Ukraine.

ABSTRACT

Context. The diagnostics automatization problem of network anomalies during navigation data processing from gauging stations to electronic chart system under river *e*-navigation was studied. The object of the study is a process of diagnostic in the dynamic expert system. The purpose of the research is creating of automated troubleshooting system with a help of neural system.

Method. The diagnostic automatization method of network anomalies with context-based intelligent navigation data processing usage was suggested. The main idea consists in modern data processing methods usage in the neural system. These methods are based on the fuzzy logic algorithm. Neural networks can be in operation during parameter fluctuations, that come from gauging stations. The cluster-rules set is displayed in the fuzzy neural system structure. There is no need to download all sample specifications in the electronic mapping system or to re-check the sample, it helps to speed up the process of network synthesis. In the navigation data processing system were used different expert systems and neural networks. Data processing system should find network anomalies and propose the ways of their decision size, the method allows to get different levels of sample specification. The method allows to minimize network error in the synthesized model. In addition to fractal method, also had been proposed a method for unknown regularities between the input and output data coming from the gauging stations. That is, the neural network can determine which signals are non-informative. With a help of input data classification from the gauging stations based on Kohonen's system, the space of the data stream splits into clusters of the same size and shape. By changing the cluster size, the method allows to get different levels of sample specification. The procedure of input signals classification helps to predict the increasing or decreasing of differential corrections towards depth, and recognize information from gauging stations. The method determines the encoding and decoding of navigation parameters by specifying the parametric function of the triangular shape. The rules formed by an expert knowledge were established. In order to keep intellectual system under current conditions should be used neural dynamic expert system model including use case. The mechanism of automated solution based on the search use case algorithm is defined. If there are not any use cases, the task solves with a help of neural network rules. The network nodes are neurons – particular facts that are consequences of use case. Links between nodes of the network implement the rules. That is, a multilayer neural network of facts and rules is built up.

Results. The experimental indexes of network anomalies during data processing from the gauging stations were followed up.

Conclusions. The automatization problem of network diagnostic anomalies with a help of flexible fuzzy neural network was solved. The conducted experiments confirmed the efficiency of the proposed methods.

Further research may consist in the creation of an instrumental navigation method (river *e*-navigation).

KEYWORDS: sample, expert system, *e*-navigation, fuzzy-neural model, use case, Inland ECDIS.

REFERENCES

1. Doronin V. V., Aleinikov V. M., Alieinikov M. V. Metody realizatsii obchysliuvalnogo intelektu pry vykorystanni detalizovanoho masvyu hlybyn v richkovykh elektronno-kartografichnykh systemakh, *Visnyk Odeskogo natsionalnogo morskogo universytetu*, 2018, No. 1 (54), pp. 158–181.
2. Yasnitskii L. N. Yasnitskii Intellektualnye sistemy : monohrafiia. Moscow, Laboratoriya znaniy, 2016, 221 p.
3. Yakhyayeva G. E. Nechetkiye mnozhestva i neironnyie seti : monohrafiia. Moscow, Intuit, 2012, 316 p.
4. Dli M. I. Nchetkaia logika i iskusstvennyie neironnyie seti : monohrafiia. Moscow, Fizmatlit, 2013, 225 p.
5. Doronin V. Application of evaluation criteria of functional sustainability instrumental method of navigation on Ukraine's Inland waterways. The XIII International Scientific Conference. Zheleznii Port, Ukraine, 2017, pp. 178–181.
6. Deriabin V. V. Obzor issledovaniy, posviashchennykh ispolzovaniiu neirosetevykh tekhnologii v sudovozhdenii, *Vestnik Gosudarstvennogo universiteta morskogo i rechnogo flota imeni admirala S. O. Makarova*, 2015, No. 6(34), pp. 29–43. DOI: 10.21821/2309-5180-2015-7-6-29-43.
7. Chislov K. A. Neiropodobnyi algoritm korrektsii bezhiroskopnoi inertsiialnoi sputnikovoi hravimetricheskoi sistemy, *Vestnik Gosudarstvennogo universiteta morskogo i rechnogo flota imeni admirala S. O. Makarova*, 2013, No. 4 (38), pp. 93–99.
8. Jwo, D. (). Neural network aided adaptive Kalman filter for GPS / INS navigation system design, *Proceedings of 9th IFAC Workshop «Adaptation and learning in control and signal processing» (ALCOSP'07)*, 2007, P. 7.
9. Nguyen H. Improving GPS. INS Integration through Neural Networks. *Journal of Telecommunications*, 2010, Vol. 2 (2), pp. 1–6.
10. Kaygisiz B. GPS. INS Enhancement for Land Navigation using Neural Network. *Journal of Navigation*, 2004, Vol. 2(57), pp. 297–310. DOI: 10.1017/S037346330400267X.
11. Sazonov A. E., Deriabin V. V. Prohnozirovaniye traektorii dvizheniia sudna pri pomoshchi neironnoi seti, *Vestnik Gosudarstvennogo universiteta morskogo i rechnogo flota imeni admirala S. O. Makarova*, 2013, No. 3 (22), pp. 6–13. DOI: 10.21821/2309-5180-2013-5-3-6-13.
12. Lainiotis D. Neural network application to ship position estimation, *Proceedings of Conference «OCEANS'93. Engineering in Harmony with Ocean»*, 1993, pp. 1384–1389.
13. Xu T. Novel Approach for Ship Trajectory Online Prediction Using BP Neural Network Algorithm, *Advances in information Sciences and Service Sciences (AISS)*, 2012, Vol. 4(11), pp. 271–277. DOI: 10.4156/AISS.vol4.issue11.33.
14. Stepanov O. A. Neurosetevyie alhoritmy v zadache nelineinoho otsenivaniia. Vzaimosviaz s baiiesovskim podkhodom, *Navigatsiia I upravleniie : materialy XI konferentsii molodykh uchenykh, 21–22 apreliia 2009 g. Sankt-Peterburg / Gosudarstvennyy universitet morskogo i rechnogo flota imeni admirala S. O. Makarova*. Sankt-Peterburg, 2009, pp. 39–65.
15. Dejeva, A. S. Metody kontroliia i diahnostiki informatsionnykh narusheniia inertsiialnykh navihatsionnykh sistem, *Vestnik Yuzhno-Uralskogo hosudarstvennogo universiteta : seriia: kompiuternyie tekhnologii, upravleniie, radioelektronika*, 2010, No. 2 (178), pp. 21–25.
16. Zak B. Modelling of ship's motion using artificial neural networks. *Advances in Neural Networks and Applications*, World Scientific and Engineering Society Press, 2001, pp. 298–303.
17. Kucher, A. V. Intellektualnaia sistema podderzhki priiniatii resheniia na osnove nechetkoi lohiki dlia diahnostiki sostoianiiia seti peredachi dannykh : ucheb. posobie. Krasnodar, GOU VPO «Kubanskiy hosudarstvennyy tekhnolohicheskii universitet», 2007, 221 p.
18. Panin V., Doronin V., Tykhonov I., Aleinikov M. Application of Intelligent Processing of Data Flows Under Conditions of River Navigation. *Eastern European Journal of Enterprise Technologies*, 2018, Vol. 3/9 (93), pp. 6–18. DOI: 10.15587/1729-4061.2018.131599.
19. Kashirina, I. L. Iskusstvennyie neironnyie seti : monohrafiia. Moscow, Izdatelskii dom «Viliams», 2005, 51 p.
20. Kolesnikov, A. V. Metodolohiia i tekhnolohiia resheniia slozhnykh zadach metodami funktsionalnykh hibridnykh intellektualnykh sistem. Moscow, IPI RAN, 2007, 387 p.
21. Malykhina M. P. Neurosetevaia ekspertnaia sistema na osnove pretseidentov dlia resheniia problem abonentov sotovoi seti : monohrafiia. Krasnodar, Yuh, 2011, 148 p.
22. Nauchnyi zhurnal KubGAU [Elektronnyi resurs.] : Identifikatsiia mekhanizmov realizatsii operatorov heneticheskoho alhoritma v ekspertnykh sistemakh produktsionnogo tipa / uklad. V. A. Chastikova. Krasnodar, KubGAU, 2012, No. 75(01), 13 p. Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2012/01/pdf/17.pdf>.
23. Panin V., Doronin V., Aleinikov V. Application of the System Analysis of Implementation of the Instrumental Method of Navigation on Inland Waterways of Ukraine. *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 2018, No. 2 (45), pp. 125–134. DOI 10.15588/1607-3274-2018-2-14.