

ДОСЛІДЖЕННЯ СТІЙКОСТІ РОБОТИ НЕЙРОМЕРЕЖІ В СИСТЕМІ ІДЕНТИФІКАЦІЇ НАДВОДНОЇ ОБСТАНОВКИ

Особливість поточного моменту для сучасного судноплавання полягає в тому, що інформаційні технології інтенсивно застосовуються на флоті та у портовій інфраструктурі. Однак, незважаючи на впровадження нових технічних засобів судноводіння, залишається невирішеною проблема врахування впливу людського фактору. Найбільш перспективним напрямом застосування інформаційних технологій для вирішення вищевказаної проблеми є концепція е-Навігації, яка на теперішній час є ключовою ініціативою ІМО. Концепція передбачає застосування «наскрізних» цифрових технологій штучного інтелекту та доповненої реальності у частині інтелектуалізації інтерфейсу судноводія. Дані технології є ключем до принципово нового рівня взаємодії людини-оператора (судноводія) з навігаційними даними в цифровому середовищі, в тому числі й для ідентифікації обстановки та розпізнавання ситуацій. За результатами проведених досліджень отримано висновок про те, що точність прогнозу параметрів руху судна нейрокомп'ютером вища, ніж при використанні для цієї мети системи розподілених обчислень. Таким чином, у розглянутих модельних ситуаціях нейронна мережа виявила більшу обчислювальну надійність у порівнянні з паралельним алгоритмом розв'язання диференціального рівняння. Також необхідно відзначити, що висновки за результатами дослідження надійності нейромережової системи зчислення слід розуміти в статистичному, а не абсолютному значенні.

Ключові слова: автоматизація, автоматизація процесу судноводіння, безпека мореплавання, датчики навігаційної інформації, доповнена реальність, джерело інформації, зона небезпеки, ідентифікація, ідентифікація обстановки, ідентифікація надводної обстановки, інформаційна модель прийняття рішення, програмний засіб, район плавання, розпізнавання надводної обстановки, розпізнавання ситуацій, рух судна, система управління рухом суден, судноводій, судноводіння, судноплавання, безпека, технічні засоби судноводіння, формалізація, штучний інтелект.

H. Shapiro. Investigation of the stability of the neuronetwork in the surface identification system. The peculiarity of the current moment for modern shipping is that information technologies are intensively used in the fleet and port infrastructure. However, despite the introduction of new technical means of navigation, the problem of taking into account the influence of the human factor remains unsolved. The most promising direction of application of information technologies to solve the above-mentioned problem is the concept of e-Navigation, which is currently a key initiative of the IMO. The concept involves the use of «end-to-end» digital technologies of artificial intelligence and augmented reality in the part of intellectualization of the shipmaster's interface. These technologies are the key to a fundamentally new level of human-operator (master) interaction with navigation data in the digital environment, including for identifying the situation and recognizing situations. According to the results of the conducted research, the conclusion was obtained that the accuracy of the forecast of the ship's motion parameters by a neurocomputer is higher than when using a distributed computing system for this purpose. Thus, in the considered model situations, the neural network showed higher computational reliability compared to the parallel algorithm for solving the differential equation. It should also be noted that the conclusions based on the results of the study of the reliability of the neural network calculation system should be understood in a statistical and not an absolute sense.

Key words: automation, navigation process automation, navigation safety, navigation

* здобувачка ступеня доктора філософії, Державний університет інфраструктури та технологій, м. Київ, ORCID: 0000-0003-4245-9365

information sensors, augmented reality, information source, danger zone, identification, situation identification, surface situation identification, decision-making information model, software tool, navigation area, surface situation recognition, recognition situations, ship traffic, ship traffic control system, shipmaster, ship navigation, shipping, safety, technical means of navigation, formalization, artificial intelligence.

Постановка проблеми. Забезпечення безпеки мореплавання є пріоритетним науковим і практичним завданням, необхідність вирішення якого обумовлена достатньо високим рівнем аварійності флоту. За даними ІМО, 60-80% всіх інцидентів пов'язані з «людським фактором» [1, 2]. І хоча інформаційні технології (ІТ) інтенсивно розвиваються на флоті та у портовій інфраструктурі, досі невирішеною залишається проблема врахування впливу людини на процеси судноводіння. Діяльність Судноводій багато часу працює в умовах психофізіологічних та інформаційних переважностей, що сприяє прийняттю несвоєчасних та неефективних рішень. Для подолання цих проблем ІМО проголосило е-Навігацію ключовою концепцією застосування ІТ [3].

Значні обсяги даних про надводну обстановку, що надходять від різномірних джерел інформації з різним темпом оновлення, потребують ефективного опрацювання та вироблення судноводієм своєчасних й адекватних рішень. Сучасне суспільство вимагає застосування сучасного ефективного інтелектуального підходу.

Метою дослідження є забезпечення стійкості роботи нейромережі в системі ідентифікації надводної обстановки.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Для рішення завдань ідентифікації й управління динамічними об'єктами у теперішній час знаходять широке застосування нейромережеві та нечіткі технології [4-5]. Завдання ідентифікації об'єкта управління та різні варіанти моделювання руху об'єктів розглянуті у роботах [6-10].

Роботи [11-15] присвячені нечіткому (або нейро-нечіткому) моделюванню руху рухомих об'єктів і моделей підтримки прийняття рішення та ідентифікації систем.

Завдання ідентифікації та управління тісно пов'язані з побудовою систем зчислення. Так, в [12] автори пропонують багатопарову нейронну мережу для прогнозу куткових та лінійних координат робота за вимірами кутів у шарнірах його ніг.

У роботі [16] визначені два напрямки застосування нейронних мереж і нечітких систем для визначення зчислених координат судна: перший напрямок – обробка навігаційної інформації; другий напрямок – безпосередньо для управління (за курсом або за траєкторією) рухом судна. Регульована величина підлягає оцінці на основі алгоритму, побудованого з використанням нейронної мережі, нечіткої або гібридної системи.

У дослідженні [17] автор будує систему автоматичного утримання судна в заданій точці позиціонування, що складається із нейромережевої моделі судна та нейрорегулятора. Але синтезована нейронна мережа не може ідентифікувати моделі судна в умовах збурюючих впливів, хоча й показала високу точність прогнозу параметрів руху судна для маневрів «циркуляція» та «зиг-заг».

Дослідження [18, 19] присвячені питанням вивчення здатностей нейронних мереж до прогнозу параметрів циркуляції судна. За результатами тестування доведено, що відносна точність прогнозу параметрів циркуляції не гірше 7%.

Робота [20] присвячена використанню гібридної нечіткої нейронної мережі з еліпсоїдальними функціями активації для ідентифікації моделі руху судна. За основу береться Generalized Ellipsoidal Function Based Fuzzy Neural Network – GEBF-FNN. Нечіткі правила формуються по мірі настроювання системи, тобто структура системи змінюється по мірі навчання. Результати перевірки свідчать, що модуль відносної помилки прогнозу координат судна не перевищує 1%.

У роботі [16] розробляється інтелектуальна система утримання судна на курсі. У результаті дослідження доведено, що нейронні мережі відтворюють динаміку судна і забезпечують найбільшу точність прогнозу курсу при використанні мережі прямого поширення з методом навчання Левенберга-Марквардта [21].

У роботах [22] та [23] пропонується використовувати двошарові нейронні мережі для апроксимації правої частини диференціального рівняння руху, складеного для судна. Нейронні мережі після навчання використовуються для відновлення відповідних коефіцієнтів вихідної моделі і забезпечують відносну помилку нейромережевого відновлення, яка не перевищує 9%.

Другий напрямок використання нейромережових, нечітких і гібридних (нейронечітких) технологій у судноводінні пов'язаний з управлінням рухом судна й у поточному дослідженні нас не цікавить.

Таким чином, питання забезпечення необхідної стійкості роботи нейромережі в системі ідентифікації надводної обстановки до кінця не вирішені.

Виклад основного матеріалу. Визначення швидкості дрейфу судна V_{oy1} на основі диференціального рівняння системи допускає обчислення його правої частини в певні дискретні моменти часу. Якщо зазначені обчислення виконуються за допомогою одного обчислювального обладнання (процесора), то при виході з ладу даного обладнання обчислення швидкості дрейфу судна стає неможливим. Для підвищення надійності системи визначення швидкості дрейфу судна слід вдатися до розподілених обчислень. Отже, мова йде про дослідження відмовостійкості нейромережової системи прогнозування шляху судна.

При розподілених обчисленнях величини, що формують праву частину диференціального рівняння, обчислюються окремо на своєму обчислювальному вузлі (процесорі). Так, сила, що діє на корпус судна з боку керма, обчислюється на одному процесорі, а відцентрова сила – на іншому.

Конкретна схема розподілу обчислень визначається кількістю незалежних процесорів, задіяних в обчисленнях, а також методиками розрахунків сил, що впливають на корпус судна при його русі в умовах зовнішнього збурення. Розглянемо такий варіант розподілу обчислень швидкості дрейфу на основі диференціального рівняння. Допустимо, що в системі використовується вісім елементів обчислювальних обладнань. Перші сім з них обчислюють сили, що діють на корпус судна, а також величини, що залежать від кінематичних характеристик його руху:

$$Z = (-m\omega V_{ox1}, -mk_{11}\omega V_{ox1}, F_{py1}, F_{ry1}, F_{vy1}, F_{ay1}, F_{wy1})^T.$$

Результати обчислень надходять далі на восьмий процесор, що обчислює швидкість дрейфу судна V_{oy1} . Загальний вигляд розглянутої системи розподілених обчислень наведено на рис. 1.

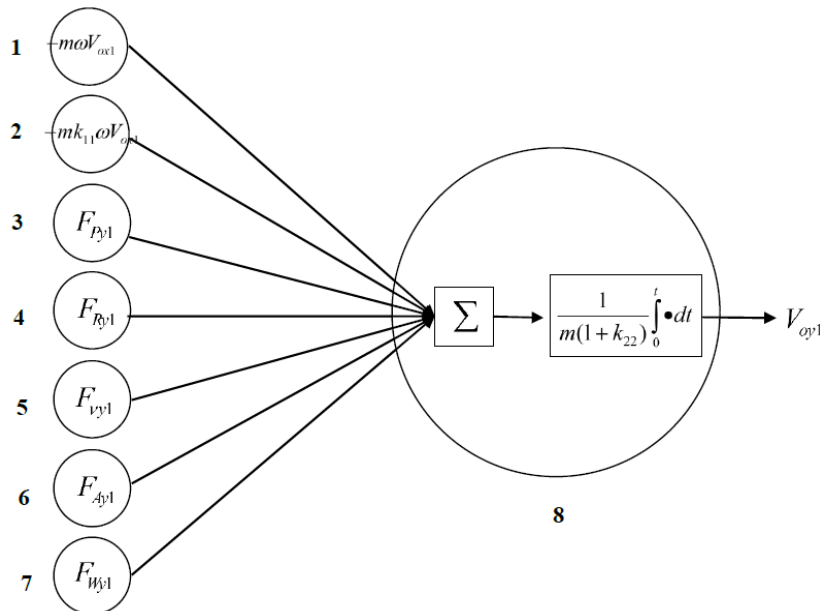


Рис. 1 – Схема системи розподілених обчислень швидкості дрейфу судна. Джерело: розроблено автором

Використання розробленої схеми розподілених обчислень швидкості дрейфу судна набуває сенсу, коли потрібно забезпечити не тільки надійність, але й швидкодію системи прогнозу. Якщо є 8 незалежних процесорів, можна виконувати обчислення правих частин

диференціального рівняння на кожному з них, не виконуючи поділ їх на суми, що складаються. У даному випадку обчислення на кожному процесорі виконуються послідовно. А розроблена система розподілених обчислень дозволяє організувати паралельні обчислення, що дозволяють, як правило, підвищити продуктивність обчислень при прогнозі швидкості дрейфу судна.

Розроблена схема обчислень допускає використання процесорів різної продуктивності з урахуванням складності конкретної обчислювальної задачі. Наприклад, обчислення величини $-m\omega V_{ox1}$ представляє собою множення трьох дійсних чисел, і для виконання даної операції не потрібно потужний обчислювальний вузол. Розрахунки ж сили $F_{Wу1}$, що діє на судно з боку поверхні моря, допускає інтегрування по змоченій поверхні корпусу судна, тому для обчислень необхідно використовувати продуктивний процесор.

Інший шлях щодо досягнення оптимальності системи розподілених обчислень швидкості дрейфу – раціональний добір величин, обчислюваних з використанням процесорів, відповідно до їх продуктивності. В подальшому допускаємо, що розподілена система визначення швидкості дрейфу є оптимальною з точки зору швидкодії формуючих її обчислювальних вузлів, а основну увагу приділимо дослідженню надійності даної системи.

Аналогічну функцію прогнозу швидкості дрейфу судна виконує кожна з нейронних мереж. Якщо вхідний шар мережі містить 7 нейронів, то кількість обчислювальних вузлів її буде точно дорівнювати кількості процесорів розглянутої раніше системи розподілених паралельних обчислень швидкості дрейфу судна. Таким чином, дані дві обчислювальні системи будуть еквівалентні з погляду обчислювальних (апаратних) можливостей. Було проведено таке дослідження. Для прогнозу швидкості дрейфу вибирається статична нейронна мережа, перший шар якої містить 7 нейронів. Дана нейронна мережа використовується надалі для прогнозу швидкості дрейфу судна. Для такої ж мети використовується й система паралельних обчислень (рис. 1). Передбачається, що в процесі обчислень виходять із ладу декілька обчислювальних вузлів першого шару.

Рух судна моделюється для трьох класів навігаційних ситуацій (НС). Розглянуто по 100 модельних ситуацій для кожного варіанта виходу з ладу заданої кількості процесорів. Кожна модельна ситуація представляє собою плавання судна протягом чотиригодинного періоду часу. Номера конкретних процесорів, які виходять із ладу, (від 1 до 6) вибираються для кожної модельної ситуації випадково.

В якості показників працездатності систем (за прогнозом швидкості дрейфу) в умовах порушення роботи їх окремих обчислювальних вузлів використовуються величини e_{max} , e_{mean} – найбільше й середнє значення модуля помилки швидкості в тестових модельних ситуаціях. В якості «дійсного» значення швидкості дрейфу при цьому використовується значення, прогнозоване системами в неушкодженому стані, коли використовуються всі обчислювальні вузли системи ідентифікації надводної обстановки. Характеристиками прогнозу траєкторії служать величини c_{max} , c_{mean} – найбільше й середнє значення максимуму модуля нев'язки, спостережуваного в тестових модельних ситуаціях. Результати тестування наведено в табл. 1-4.

Таблиця 1

Результати тестування системи розподілених обчислень (за швидкістю) – найбільший модуль похибки (Джерело: розроблено автором)

Клас навігаційної ситуації	Кількість модельних ситуацій	Точність прогнозу швидкості						
		Найбільший модуль похибки, м/с						
		Кількість непрацюючих обчислювальних вузлів						
		1	2	3	4	5	6	
I	20	2,23	5,41	6,10	2,53	12,74	2,23	
II	ГС пост.	20	2,56	8,92	5,92	4,96	15,67	2,95
	ГС змін.	20	12,74	11,89	13,56	9,93	35,06	8,49
III	ГС пост.	20	2,67	7,70	6,54	2,41	17,34	3,21
	ГС змін.	20	12,35	14,21	10,61	13,36	35,10	6,69
Загальний результат		100	12,74	14,21	13,56	13,36	35,10	8,49

Таблиця 2

Результати тестування системи розподілених обчислень (за швидкістю) – середній модуль похибки (Джерело: розроблено автором)

Клас навігаційної ситуації	Кількість модельних ситуацій	Точність прогнозу швидкості						
		Найбільший модуль похибки, м/с						
		Кількість непрацюючих обчислювальних вузлів						
		1	2	3	4	5	6	
I	20	0,38	1,95	1,84	0,53	2,26	0,52	
II	ГС пост.	20	0,41	2,18	1,65	0,44	2,39	0,65
	ГС змін.	20	0,61	1,54	2,42	0,57	3,54	0,55
III	ГС пост.	20	0,49	1,45	1,79	0,42	2,03	0,79
	ГС змін.	20	0,59	1,77	1,92	0,73	3,58	0,53
Загальний результат	100	0,50	1,74	1,93	0,54	2,76	0,61	

Таблиця 3

Результати тестування системи розподілених обчислень (за координатами) – середній максимум нев'язки (Джерело: розроблено автором)

Клас навігаційної ситуації	Кількість модельних ситуацій	Точність прогнозу швидкості						
		Найбільший модуль похибки, м/с						
		Кількість непрацюючих обчислювальних вузлів						
		1	2	3	4	5	6	
I	20	3,14	13,18	10,74	8,25	20,82	17,40	
II	ГС пост.	20	1,34	17,78	11,86	6,50	19,35	11,33
	ГС змін.	20	1,38	6,04	11,34	3,29	10,44	10,04
III	ГС пост.	20	1,89	10,21	10,79	7,37	10,00	13,22
	ГС змін.	20	2,59	8,84	9,84	5,38	11,21	7,36
Загальний результат	100	2,09	10,93	10,97	6,24	14,37	11,87	

Таблиця 4

Результати тестування системи розподілених обчислень (за координатами) – найбільший максимум нев'язки (Джерело: розроблено автором)

Клас навігаційної ситуації	Кількість модельних ситуацій	Точність прогнозу швидкості						
		Найбільший модуль похибки, м/с						
		Кількість непрацюючих обчислювальних вузлів						
		1	2	3	4	5	6	
I	20	14,22	41,10	41,75	23,94	52,26	25,73	
II	ГС пост.	20	8,67	52,95	42,01	43,79	89,22	25,10
	ГС змін.	20	13,87	15,08	24,72	12,54	22,55	29,06
III	ГС пост.	20	5,86	42,92	31,44	24,17	20,15	32,87
	ГС змін.	20	13,51	35,40	33,88	18,21	31,58	19,03
Загальний результат	100	14,22	52,95	42,01	43,79	89,22	32,87	

Подібні таблиці можуть бути складені й для нейронної мережі. У таблицях 5-8 наведені результати тестування нейронної мережі, в якій не використовується один або кілька обчислювальних вузлів.

Таблиця 5

Результати тестування нейронної мережі (за швидкістю) –
найбільший модуль похибки (Джерело: розроблено автором)

Клас навігацій- ної ситуації	Кількість модельних ситуацій	Точність прогнозу швидкості						
		Найбільший модуль похибки, м/с						
		Кількість непрацюючих обчислювальних вузлів						
		1	2	3	4	5	6	
I		20	3,17	4,46	3,46	3,44	3,17	2,87
II	ГС пост.	20	3,50	4,99	3,19	3,78	3,17	3,16
	ГС змін.	20	2,57	4,03	4,54	3,58	3,55	3,23
III	ГС пост.	20	4,03	3,26	4,10	4,11	4,17	3,01
	ГС змін.	20	4,25	4,10	4,29	4,53	3,26	3,00
Загальний ре- зультат		100	4,25	4,99	4,54	4,53	4,17	3,23

Таблиця 6

Результати тестування нейронної мережі (за швидкістю) –
середній модуль похибки (Джерело: розроблено автором)

Клас навігацій- ної ситуації	Кількість модельних ситуацій	Точність прогнозу швидкості						
		Середній модуль похибки, м/с						
		Кількість непрацюючих обчислювальних вузлів						
		1	2	3	4	5	6	
I		20	0,98	1,62	1,38	1,47	1,10	1,02
II	ГС пост.	20	1,14	1,82	1,39	1,29	1,23	1,24
	ГС змін.	20	1,09	1,42	1,89	1,38	1,15	0,87
III	ГС пост.	20	0,95	1,34	1,56	1,31	1,60	0,79
	ГС змін.	20	1,00	1,24	1,57	1,40	1,19	0,85
Загальний ре- зультат		100	1,04	1,47	1,55	1,37	1,25	0,95

Таблиця 7

Результати тестування нейронної мережі (за координатами) – середній максимум нев'язки
(Джерело: розроблено автором)

Клас навігацій- ної ситуації	Кількість модельних ситуацій	Точність прогнозу швидкості						
		Середній максимум нев'язки, милі						
		Кількість непрацюючих обчислювальних вузлів						
		1	2	3	4	5	6	
I		20	5,91	9,68	7,12	9,77	5,94	5,88
II	ГС пост.	20	6,48	10,96	7,99	7,37	8,66	9,14
	ГС змін.	20	5,37	5,63	7,58	5,77	4,79	3,24
III	ГС пост.	20	5,74	7,37	9,63	8,3	10,16	5,16
	ГС змін.	20	3,75	4,37	6,72	5,72	4,50	3,31
Загальний ре- зультат		100	5,51	7,40	7,75	7,39	6,81	5,35

Таблиця 8

Результати тестування нейронної мережі (за координатами) – найбільший максимум нев’язки (Джерело: розроблено автором)

Клас навігаційної ситуації	Кількість модельних ситуацій	Точність прогнозу швидкості						
		Найбільший максимум нев’язки, милі						
		Кількість непрацюючих обчислювальних вузлів						
		1	2	3	4	5	6	
I	20	18,29	18,70	21,71	21,71	23,88	21,53	
II	ГС пост.	20	26,50	29,61	22,36	20,79	24,04	23,96
	ГС змін.	20	14,52	14,73	18,95	12,92	22,79	13,87
III	ГС пост.	20	13,58	17,28	26,26	21,81	24,81	21,27
	ГС змін.	20	11,91	15,67	16,67	15,83	8,58	11,04
Загальний результат	100	26,50	29,61	26,26	21,81	24,81	23,96	

У табл. 9 виконано порівняння надійності роботи двох систем. Найкращі за точністю значення підкреслені тонкою лінією.

Таблиця 9

Порівняння працездатності двох систем (Джерело: розроблено автором)

Тип системи	Кількість модельних ситуацій	Точність прогнозу параметрів руху судна, милі						
			Кількість непрацюючих обчислювальних вузлів					
			1	2	3	4	5	6
Система розподілених паралельних обчислень	100	e_{max}	12,74	14,21	13,56	13,36	35,10	8,49
		e_{mean}	<u>0,50</u>	1,74	1,93	<u>0,54</u>	2,76	<u>0,61</u>
		c_{max}	<u>14,22</u>	52,95	42,01	43,79	89,22	32,87
		c_{mean}	<u>2,09</u>	10,93	10,97	<u>6,24</u>	14,37	11,87
Нейронна мережа	100	e_{max}	<u>4,25</u>	<u>4,99</u>	<u>4,54</u>	<u>4,53</u>	<u>4,17</u>	<u>3,23</u>
		e_{mean}	1,04	<u>1,47</u>	<u>1,55</u>	1,37	<u>1,25</u>	0,95
		c_{max}	26,50	<u>29,61</u>	<u>26,26</u>	<u>21,81</u>	<u>24,81</u>	<u>23,96</u>
		c_{mean}	5,51	<u>7,40</u>	<u>7,75</u>	7,39	<u>6,81</u>	<u>5,35</u>

За результатами проведеного дослідження можна зробити ряд висновків. Так, точність прогнозу швидкості й розрахунків зчислених координат не монотонно погіршується зі збільшенням кількості вузлів, що вийшли з ладу. Це твердження відноситься як до системи розподілених паралельних обчислень, так і до нейронної мережі. Однак характеристики точності нейронної мережі більш стабільні до зміни кількості непрацюючих обчислювальних вузлів.

Наочним прикладом тому служать два графіка, наведені на рисунку 2, що й відображають залежність найбільшого значення максимуму модуля нев’язки за чотири години плавання від кількості ушкоджених процесорів.

Як видно з рис. 2, похибка нейронної мережі залишається практично постійною при будь-яких значеннях кількості процесорів, виключених з обчислень, а система розподілених обчислень характеризується помилками, величина яких змінюється істотно при зміні кількості непрацюючих вузлів.

Подібні твердження відносяться й до інших характеристик точності прогнозу координат і швидкості. Даний результат пояснюється тим, що процесори «нейрокомп'ютера», на відміну від системи розподілених обчислень, приймають сигнали від усіх елементів входу, що дозволяє як би «вирівнювати», розподіляти навантаження інтенсивних вхідних сигналів, повне ігнорування яких приводить до істотних похибок у даних умовах плавання.

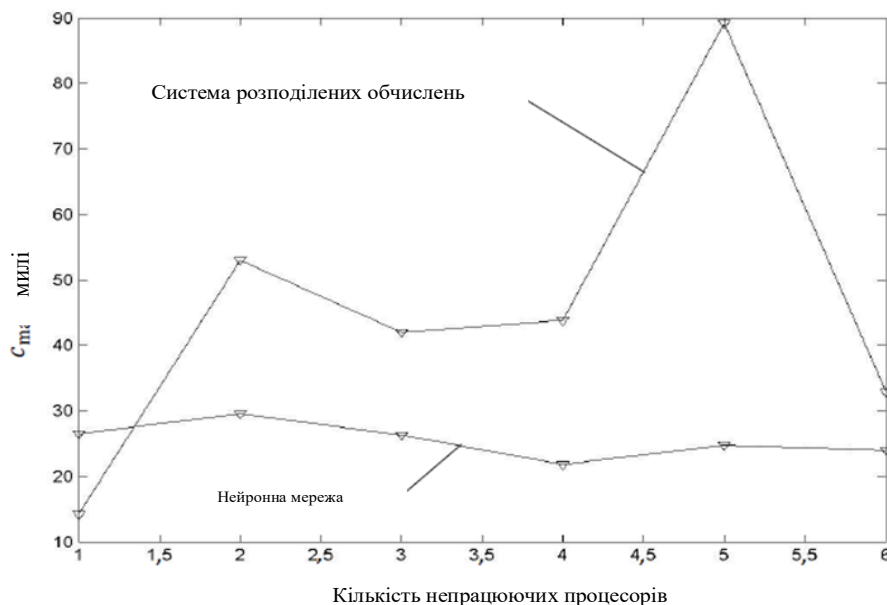


Рис. 2 – Порівняння відмовостійкості системи розподілених паралельних обчислень та нейронної мережі. Джерело: розроблено автором

Висновки

За результатами проведених досліджень можна зробити висновок про те, що точність прогнозу параметрів руху судна нейрокомп'ютером вища, ніж при використанні для цієї мети системи розподілених обчислень. Таким чином, у розглянутих модельних ситуаціях нейронна мережа виявила більшу обчислювальну надійність у порівнянні з паралельним алгоритмом розв'язання диференціального рівняння. Також необхідно відзначити, що висновки за результатами дослідження надійності нейромережової системи зчислення слід розуміти в статистичному, а не абсолютному змісті.

Перелік використаних джерел:

1. IMO. Human Element. URL: <https://www.imo.org/en/OurWork/HumanElement/Pages/Default.aspx> (дата звернення: 15.03.2023).
2. IMO. Human Element. Vision, Principles and Goals. URL: <https://www.imo.org/en/OurWork/HumanElement/Pages/Default.aspx> (дата звернення: 15.03.2023).
3. IMO. E-Navigation. URL: <https://www.imo.org/en/OurWork/Safety/Pages/eNavigation.aspx> (дата звернення: 10.04.2023).
4. Руденко О.Г., Бодяньський Є.В. Штучні нейронні мережі. Харків : Компанія СМІТ, 2006. 404 с.
5. Дубровін В.І., Субботін С.О. Методи оптимізації та їх застосування в задачах навчання нейронних мереж: навчальний посібник. Запоріжжя : ЗНТУ, 2003. 136 с.
6. A real time control system for balancing a ball on a platform with FPGA parallel implementation / V. Shymkovych, V. Samoty, S. Telenyk, P. Kravets, T. Posvistak. *Technical Transactions*. 2018. Vol. 5. Pp. 109-117. DOI: <https://doi.org/10.4467/2353737XCT.18.077.8559>.
7. Shymkovych V., Niechkina V. The criterion for determining the buffering time of the measuring channel for smoothing the variable changes of the sensor signal. *2020 IEEE 7th International Conference on Energy Smart Systems (ESS)*, Kyiv, Ukraine, 12-14 May 2020. Pp. 343-346. DOI: <https://doi.org/10.1109/ESS50319.2020.9160084>.
8. Гильгурт С.Я. Анализ применения реконфигурируемых вычислителей на базе ПЛИС для реализации нейронных сетей. *Моделирование та інформаційні технології*. 2006. Вип. 37. С. 168-174.

9. Symkovych V., Kravets P. Hardware implementation neural network controller on FPGA for stability ball on the platform. *ICCSEEA 2019 Advances in Computer Science for Engineering and Education II. Advances in Intelligent Systems and Computing*. 2020. Vol. 938. Pp. 247-256. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-16621-2_23.
10. Нейромережевий контролер системи стабілізації рухомого об'єкта з апаратно-програмною реалізацією на ПЛІС / П.І. Кравець, В. М. Шимкович, В.В. Федорчук, А.А. Гой. *Вісник НТУУ «КПІ». Інформатика, керування та обчислювальна техніка*. 2014. № 63. С. 4-11
11. Hunt K.J., Sbarbaro D., Zbikowski R., Gawthrop P.J. Neural networks for control systems: A survey. *Automatica*. 1992. Vol. 28. № 6. Pp. 1083-1112. DOI: [https://doi.org/10.1016/0005-1098\(92\)90053-I](https://doi.org/10.1016/0005-1098(92)90053-I).
12. Hierarchical neural network model for voluntary movement with application to robotics / Kawato M., Uno Y., Isobe M., Suzuki R. *IEEE Control Systems Magazine*. 1988. Vol. 8. Iss. 2. Pp. 8-16. DOI: <https://doi.org/10.1109/37.1867>.
13. Passalis N., Tefas A. Continuous drone control using deep reinforcement learning for frontal view person shooting. *Neural Computing and Applications*. 2020. Vol. 32. Pp. 4227-4238. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00521-019-04330-6>.
14. Наконечний М.В., Наконечний Ю.М. Особливості ідентифікації динамічних об'єктів за допомогою рекурентних нейронних мереж. *Вісник Національного університету «Львівська політехніка»: Автоматика, вимірювання та керування*. 2009. № 639. С. 107-116.
15. Субботін С.О., Олійник А.О., Олійник О.О. Неітеративні, еволюційні та мультиагентні методи синтезу нечіткологічних і нейромережних моделей: монографія / за заг. ред. С.О. Субботіна. Запоріжжя : ЗНТУ, 2009. 375 с.
16. Нейромережеві технології оперативного діагностування технічного стану рухомого складу / В.М. Шимкович, П.І. Кравець, В.А. Жеребко, В.М. Шимкович, Р.Ю. Дьомін, А.В. Мостович. *Збірник наукових праць Українського державного університету залізничного транспорту*. 2011. № 123. С. 119-123.
17. FPGA Implementation of a functional neuro-fuzzy network for nonlinear system control / J.-Y. Jhang, K.-H. Tang, C.-K. Huang, C.-J. Lin, K.-Y. Young. *Electronics*. 2018. Vol. 7. № 145. Pp. 1-22. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics7080145>.
18. 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.
19. Panin V., Doronin V., Aleynikov 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: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2018-2-14>.
20. Application of intelligent processing of data flows under conditions of river navigation / Panin V., Doronin V., Tykhonov I., Alieinikov M. *Eastern European Journal of Enterprise Technologies*. 2018. Vol. 3/9(93). Pp. 6-18. DOI: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2018.131599>.
21. Nocedal J., Wright S.J. Numerical optimization, 2nd ed. New York, USA: Springer Publ., 2006. 661 p. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-0-387-40065-5>.
22. Алексейчук Б.М., Сикирин В.Е., Астайкин Д.В. Оценка эффективности обсервованных координат судна при избыточных линиях положения, полученная имитационным моделированием. *Science and Education a New Dimension. Natural and Technical Sciences*. 2017. Vol. 14. Iss. 132. Pp. 47-51.
23. Тришин Н.В., Сикирин В.Е. Интегрирование предиктивной модели движения судна в ЭКНИС. *Судовождение*. 2014. Вып. 24. С. 164-171.

References:

1. IMO. Human Element [Online]. Available: <https://www.imo.org/en/OurWork/HumanElement/Pages/Default.aspx>. Accessed on: March 15, 2023.
2. IMO. Human Element. Vision, Principles and Goals [Online]. Available: <https://www.imo.org/en/OurWork/HumanElement/Pages/Default.aspx>. Accessed on: March 15, 2023.

3. IMO. E-Navigation [Online]. Available: <https://www.imo.org/en/OurWork/Safety/Pages/eNavigation.aspx>. Accessed on: April 10, 2023.
4. O.H. Rudenko, and Ye.V. Bodianskyi, *Shtuchni neironni merezhi* [Artificial neural networks]. Kharkiv, Ukraine: SMITH company Publ., 2006. (Ukr.)
5. V.I. Dubrovin, and S.O. Subbotin, *Metody optymizatsii ta yikh zastosuvannia v zadachakh navchannia neironnykh merezh: navchalnyi posibnyk* [Optimization methods and their application in the tasks of learning neural networks: a tutorial]. Zaporizhzhia, Ukraine: NU Zaporizhzhia Polytechnic Publ., 2003. (Ukr.)
6. V. Shymkovych, V. Samoty, S. Telenyk, P. Kravets, and T. Posvistak, «A real time control system for balancing a ball on a platform with FPGA parallel implementation», *Technical Transactions*, vol. 5, pp. 109-117, 2018. doi: **10.4467/2353737XCT.18.077.8559**.
7. V. Shymkovych, and V. Niechkina, «The criterion for determining the buffering time of the measuring channel for smoothing the variable changes of the sensor signal», in Proceedings of IEEE 7th International Conference on Energy Smart Systems (ESS), Kyiv, Ukraine, 2020, pp. 343-346. doi: **10.1109/ESS50319.2020.9160084**.
8. S.Ia. Hyllhurt, «Analyz pryomenenya rekonfihuryuemыkh vichyslytelei na baze PLYS dlia realyzatsyy neironnykh setei» [«Analysis of the use of reconfigurable FPGA-based computers for the implementation of neural networks»], *Modeliuvannia ta informatsiini tekhnologii – Modeling and information technologies*, vol. 37, pp. 168-174, 2006. (Ukr.)
9. V. Symkovych, and P. Kravets, «Hardware implementation neural network controller on FPGA for stability ball on the platform», in ICCSEEA 2019 Advances in Computer Science for Engineering and Education II. Advances in Intelligent Systems and Computing, 2020, vol. 938, pp. 247-256. doi: **10.1007/978-3-030-16621-2_23**.
10. P.I. Kravets, V.M. Shymkovych, V.V. Fedorchuk, and A.A. Goy, «Neiromerezhevi kontroler systemy stabilizatsii rukhomoho obiekta z aparatno-prohramnoi realizatsiieiu na PLIS» [«Neural network controller of the moving object stabilization system with hardware and software implementation on FPGA»], *Visnyk NTUU «KPI». Informatyka, keruvannia ta obchysliuvalna tekhnika – Visnyk NTUU «KPI». Informatics, operation and computer science*, № 63, pp. 4-11, 2014. (Ukr.)
11. K.J. Hunt, D. Sbarbaro, R. Zbikowski, and P.J. Gawthrop, «Neural networks for control systems: A survey», *Automatica*, vol. 28, № 6, pp. 1083-1112, 1992. doi: **10.1016/0005-1098(92)90053-I**.
12. M. Kawato, Y. Uno, M. Isobe, and R. Suzuki, «Hierarchical neural network model for voluntary movement with application to robotics», *IEEE Control Systems Magazine*, vol. 8, iss. 2, pp. 8-16, 1988. doi: **10.1109/37.1867**.
13. N. Passalis, and A. Tefas, «Continuous drone control using deep reinforcement learning for frontal view person shooting», *Neural Computing and Applications*, vol. 32, pp. 4227-4238, 2020. doi: **10.1007/s00521-019-04330-6**.
14. M.V. Nakonechnyi, and Yu.M. Nakonechnyi, «Osoblyvosti identyfikatsii dynamichnykh obektiv za dopomohoiu rekurentnykh neironnykh merezh» [«Peculiarities of identification of dynamic objects using recurrent neural networks»], *Visnyk Natsionalnoho universytetu «Lvivska politekhnika»: Avtomatyka, vymiriuvannia ta keruvannia – Bulletin of Lviv Polytechnic National University: Automation, measuring and management*, № 639, pp. 107-116, 2009. (Ukr.)
15. S.O. Subbotin, A.O. Oliinyk, and O.O. Oliinyk, *Neiteratyvni, evoliutsiini ta multyahentni metody syntezy nechitkolohichnykh i neiromerezhnykh modelei: monohrafiia* [Non-iterative, evolutionary and multi-agent methods of synthesis of fuzzy and neural network models: monograph], S.O. Subbotin, Ed., Zaporizhzhia, Ukraine: NU Zaporizhzhia Polytechnic Publ., 2009. (Ukr.)
16. V.M. Shymkovych, P.I. Kravets, V.A. Zherebko, V.M. Shymkovych, R.Iu. Domin, and A.V. Mostovych, «Neiromerezhevi tekhnologii operatyvnoho diahnostuvannia tekhnichnoho stanu rukhomoho skladu» [«Neural network technologies for operational diagnosis of the technical condition of rolling stock»], *Zbirnyk naukovykh prats Ukrainskoho derzhavnoho universytetu zaliznychnoho transportu – Collected scientific works of Ukrainian state university of railway transport*, № 123, pp. 119-123, 2011. (Ukr.)
17. J.-Y. Jhang, K.-H. Tang, C.-K. Huang, C.-J. Lin, and K.-Y. Young, «FPGA implementation of a functional neuro-fuzzy network for nonlinear system control», *Electronics*, vol. 7, № 145, pp. 1-22, 2018. doi: **10.3390/electronics7080145**.

18. V. Doronin, «Application of evaluation criteria of functional sustainability instrumental method of navigation on Ukraine's Inland waterways», in Proceedings of XIII International Scientific Conference, Zheleznii Port, Ukraine, 2017, pp. 178-181.
19. V. Panin, V. Doronin, and V. Aleynikov, «Application of the system analysis of implementation of the instrumental method of navigation on inland waterways of Ukraine», *Radio Electronics, Computer Science, Control*, no. 2(45), pp. 125-134, 2018. doi: **10.15588/1607-3274-2018-2-14**.
20. V. Panin, V. Doronin, I. Tykhonov, and M. Alieinikov, «Application of intelligent processing of data flows under conditions of river navigation», *Eastern European Journal of Enterprise Technologies*, vol. 3/9(93), pp. 6-18, 2018. doi: **10.15587/1729-4061.2018.131599**.
21. J. Nocedal, and S.J. Wright, *Numerical Optimization*, 2nd ed. New York, USA: Springer Publ., 2006. doi: **10.1007/978-0-387-40065-5**.
22. В.М. Алексеичук, В.Е. Сыкырын, and Д.В. Астаикын, «Otsenka efektyvnosti observovannikh koordynat sudna pry yzbitochnikh lyniakh polozheniya, poluchennaia ymytatsyonnim modelyrovanyem» [«Estimation of efficiency of coordinates of ship at the surplus lines of position, got the imitation design»], *Science and Education a New Dimension. Natural and Technical Sciences*, vol. 14, iss. 132, pp. 47-51, 2017. (Rus.)
23. N.V. Tryshyn, and V.E. Sykyryn, «Yntehyrovanye predyktivnoi modely dvyzheniya sudna v EKNYS» [«Integration of vessel maneuvering prediction model into the ECDIS»], *Sudovozhdenye – Shipping&Navigation*, vol. 24, pp. 164-171, 2014. (Rus.)

Рецензент: А.І. Головань
канд. техн. наук, доц., ОНМУ

Стаття надійшла 21.09.2023
Стаття прийнята 14.10.2023