

# Зв'язок, радіотехніка, радіолокація, акустика та навігація

УДК 629.5.072:004.4

DOI: 10.30748/zhups.2021.69.15

О.О. Аросланкін<sup>1</sup>, Г.В. Шапіро<sup>2</sup>, І.Л. Гусак<sup>2</sup>, О.С. Саф'ян<sup>2</sup>, Є.Є. Постніков<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Харківський національний університет Повітряних Сил ім. І. Кожедуба, Харків

<sup>2</sup>Державний університет інфраструктури та технологій, Київ

<sup>3</sup>Одеський національний морський університет, Одеса

## НЕЙРОМЕРЕЖЕВА МОДЕЛЬ ПРОГНОЗУВАННЯ ПАРАМЕТРІВ РУХУ СУДНА В СИСТЕМІ ФОРМУВАННЯ НАДВОДНОЇ ОБСТАНОВКИ БЛИЖНЬОЇ МОРСЬКОЇ ЗОНИ

*Метою статті є розробка нейромережевої моделі прогнозування параметрів руху судна в системі формування надводної обстановки ближньої морської зони для підвищення ситуаційної обізнаності судноводія. В статті визначено, що ближня морська зона характеризується достатньо високою інтенсивністю транспортної активності. Надводна обстановка у ближній морській зоні характеризується значною кількістю факторів, що обумовлює різноманітність руху судна, їх необхідно врахувати при формуванні інформаційних моделей. Виконано розробку нейронної мережі, яка прогнозує координати судна на один крок вперед, що дозволяє прогнозувати координати судна за інформацією від навігаційних приладів, з високою навігаційною точністю.*

**Ключові слова:** безпека судно плавання, судноводіння, навігація, нейронні мережі, прогнозування.

### Вступ

**Постановка проблеми.** Ближня морська зона характеризується достатньо високою інтенсивністю транспортної активності (вантажні та пасажирські перевезення, видобуток вуглеводнів та інших корисних копалин, проведення наукових досліджень, діяльність з охорони державного кордону, оборони), множиною навігаційних небезпек (складний рельєфом дна, малі глибини, лід, течії, вплив суші), мінливістю гідрометеорологічних умов. Господарські та інші види діяльності в прибережній акваторії також значним чином впливають на екологічний стан регіону.

Обстановка в ближній морській зоні змінюється досить швидко та вимагає постійної оцінки для забезпечення безпеки судноводіння.

Незважаючи на стрімкий розвиток інформаційних технологій, а також розвиток систем навігації, завдання формування надводної обстановки є достатньо актуальним, оскільки від ситуаційної обізнаності судноводія залежить час на прийняття рішення та повнота факторів, які враховуються людиною. До теперішнього часу “людський” фактор є найбільш розповсюдженим серед причин виникнення аварійних ситуацій в ближній морській зоні. Рухомі об'єкти є найбільш складними для системи форму-

вання надводної обстановки та найбільш розповсюдженими у ближній морській зоні. Отже, у зв'язку з тим, що обстановка в ближній морській зоні містить значну кількість різнорідних об'єктів та явищ, є високою динамічною, доцільно використовувати модельно-методичний апарат штучних нейронних мереж для ситуаційного розпізнавання та формування моделі надводної обстановки, адекватної реальності.

Використання штучних нейронних мереж у просторовому аналізі надводної обстановки здатне усунути такі недоліки традиційних алгоритмів оцінки обстановки, як: ефективного урахування значної кількості різнорідних факторів, забезпечення високої швидкості обробки просторової інформації про рухомі об'єкти, можливість швидкого навчання та настроювання алгоритмів розпізнавання.

### Аналіз останніх досліджень і публікацій.

Нейромережеві та нечіткі технології широко використовуються для рішення завдань ідентифікації та управління динамічними об'єктами. У роботах [1–4] розглядаються питання теорії нейромережевого управління та приводяться конкретні схеми управління об'єктами на основі нейронних мереж. Дослідження [5–7] присвячені використанню нечітких і гібридних (нейро-нечітких) технологій для рішення завдань управління. Проблема управління тісно пов'язана із завданням ідентифікації управляемого об'

екта, побудови моделі його руху. Щодо цього відомий ряд робіт [8–11], авторами яких пропонуються різні варіанти моделювання руху об'єктів, обробки інформації, побудови алгоритмів виявлення несправностей, а також ідентифікації систем з використанням нейромережових технологій. Роботи [12–15] присвячені нечіткому (або нейро-нечіткому) моделюванню руху об'єктів, побудові алгоритмів обробки даних, моделей підтримки прийняття рішення та ідентифікації систем.

Завдання розпізнавання ситуацій на морі та управління рухом безпосередньо пов'язані з питаннями побудови автономних систем визначення координат рухливих об'єктів – систем числення. В галузі робототехніки один із працездатних варіантів побудови систем числення рухомих роботів приводиться, наприклад, в [16], у якому багаточарова нейронна мережа прогнозує кутові й лінійні координати робота за результатами виміру кутів.

Існують два основні напрямки, за якими відбувається застосування нейронних мереж (включаючи використання нечітких технологій) в області судноводіння [17]. Обидва напрямки пов'язані із завданням визначення зчислених координат судна.

Один напрямок допускає використання нейромережових технологій (нейронних мереж, нечітких систем) для рішення завдань обробки навігаційної інформації. Обробка інформації включає й визначення кінематичних параметрів рухомих об'єктів. Другий напрямок, безпосередньо пов'язаний з першим та полягає у застосуванні нейромережових технологій для управління рухом судна. Як правило, управління здійснюється за курсом або за траєкторією. У багатьох роботах регульована величина підлягає оцінці на основі алгоритму, побудованого з використанням нейронної мережі, нечіткої або гібридної системи.

Робота [18] містить варіант застосування нейромереж для комплексування інформації, яка надходить від супутникової та інерціальної навігаційних систем. Для комплексування на рівні вторинної інформації (“слабка схема”) використовується фільтр Калмана. У якості фільтра низьких частот застосовується мережа з радіальними базисними функціями (RBF – radial basis functions). Для настроювання параметрів мережі застосовується метод рою часток (PSO – particle swarm optimization). Корекція параметрів здійснюється в реальному часі. Мережа прогнозує оцінки для кореляційних матриць вимірів та процесу.

У роботі [19] двошарова нейронна мережа (прямого поширення) вирішує завдання ідентифікації параметрів моделі плаского руху судна. У якості параметрів виступають гідродинамічний коефіцієнт, а також коефіцієнти демпфірування. Вхідний вектор нейронної мережі формують кут перекладки керма

та інші величини, які можуть описати рух судна. Для одержання необхідної кількості вхідних параметрів використовується імітаційне моделювання. Після ідентифікації параметрів нейронною мережею, здійснюється прогони імітаційної моделі із заданими параметрами та ідентифікованими. У якості еталонних рухів вибираються циркуляції з повною й половиною (на “пів борта”) перекладкою керма. Результат – за період циркуляції відмінність траєкторій становить кілька метрів.

Дослідження [20] присвячене побудові нейромережової системи автоматичного утримання судна в заданій точці позиціонування. Дана система складається із двох частин – нейромережової моделі судна та нейрорегулятора. Нейронна мережа, що представляє собою модель судна, прогнозує параметри руху судна в горизонтальній площині – координати, кутову та лінійну швидкість, кут ристання. На вхід мережі надходить кут перекладки керма, а також коефіцієнт, що враховує зміну упору гвинта при русі по криволінійній траєкторії. Потім рівняння стану представляється у вигляді лінеарізованої та нелінійної частин, останню з яких і прогнозує мережа. Навчання мережі відбувається on-line; зразки формуються шляхом виміру необхідних величин навігаційними датчиками. Таким чином, синтезована нейронна мережа не виконує завдання ідентифікації моделі судна в умовах збурюючих впливів. Розглядалися два особливі випадки руху судна – маневри “циркуляція” та “зигзаг”, у ході яких поведінка судна моделювалася на основі системи диференціальних рівнянь. У даних модельних ситуаціях нейронна мережа показала високу точність прогнозу параметрів руху судна. Так, найбільше значення модуля погрешності по якій-небудь координаті не перевищило 3% від довжини судна.

В роботі [21] міститься наступний підхід до створення нейромережової системи прогнозу динаміки судна. Записується матричне рівняння стану. Воно містить матрицю переходу, управління та зовнішніх впливів. Потім рівняння приводиться до дискретного виду, де також фігурують дані матриці. Вектор стану включає наступні величини: координати судна, курс та його першу похідну за часом, кут дрейфу. Для визначення коефіцієнтів зазначених матриць використовується рекурентна мережа Хопфілда. На основі імітації вимірів навігаційних параметрів судна формуються зразки. У якості імітаційної моделі використовуються рівняння руху судна (матричне рівняння стану). Настроювання нейронної мережі здійснюється в режимі реального часу. Максимальна відносна помилка у визначенні параметрів руху не перевершує 1% у згаданих вище модельних ситуаціях.

Робота [22] присвячена створенню алгоритму руху судна за допомогою нейромережі. Використо-

ується двошарова Nnх-Мережа, що реалізує модель нелінійної авторегресії із зовнішніми входами. Вхідний вектор включає швидкість щодо води, кут відхилення пера керма від діаметральної площини. Вихідний сигнал формують поперечна складова відносно швидкості та перша похідна курсу за часом. Зазначені компоненти за допомогою зворотного зв'язку підводять до входу мережі.

Генератор зразків – імітаційна модель, в основі якої лежать рівняння плаского руху судна. У якості параметрів рівнянь використовуються дані судна середньої водотоннажності. Вибірki для навчання мережі формуються в результаті рухів “циркуляція” та “зигзаг”. Швидкість судна та кут перекладки керма варіюються в процесі моделювання. Набір навчальних даних складається із трьох множин (настроювання, перевірки узагальнення, тестування).

Таким чином, можна виділити два основні напрямки використання нейромережевих (нейро-нечітких) технологій для прогнозу параметрів руху судна. Перший напрямок характеризується тим, що нейромережа (нейро-нечітка система) розглядається як інструмент ідентифікації моделі руху певного судна, тобто вільні параметри системи (коефіцієнти, що настроюються) визначаються фізичними параметрами судна (водотонажність, геометрія корпусу) та характеристик його системи управління (крок та діаметр гвинта, висота керма), зберігаючи сталість при різних умовах плавання. Другий напрямок досліджень допускає вивчення властивостей нейронної мережі як “предиктора” вектора стану судна в реальному масштабі часу. Такий підхід часто використовується в нейромережевих системах стабілізації судна, алгоритмах фільтрації. Коефіцієнти такої мережі не залишаються постійними в часі, а коректуються в процесі навчання відповідно до динаміки судна. Загальною рисою досліджень, у яких нейронна мережа виступає як засіб ідентифікації моделі судна, є те, що вона не враховує спільний вплив на судно впливів з боку вітру та хвилювання. Як правило, це призводить до істотних погрешностей у координатах місця судна.

Іншою особливістю більшості розглянутих досліджень слід назвати те, що при проведенні перевірки працездатності навченої нейронної мережі використовуються стандартні маневри, як правило “циркуляція” або “зигзаг”. Рух судна прямим курсом, а також інші навігаційні ситуації практично не розглядаються в даних роботах. Іншими словами, не ставиться завдання побудови нейромережевого (нейро-нечіткого) алгоритму саме як алгоритму визначення зчислених координат судна. Розглянуті вище дослідження відносяться до проблеми моделювання руху судна в горизонтальній площині.

Проведений аналіз літературних джерел довів, що перспективними напрямками розробки та засто-

сування нечітких нейронних мереж в системах управління судноводінням є: необхідність врахування дії вітру та хвилювання; потребу у збереженні працездатності при різних навігаційних ситуаціях; навчання на основі зразків, які можуть бути отримані експериментально в процесі руху судна.

**Мета статті** – розробка нейромережевої моделі прогнозування параметрів руху судна в системі формування надводної обстановки ближньої морської зони для підвищення ситуаційної обізнаності судноводія.

## Виклад основного матеріалу

### Розробка навігаційних ситуацій руху об'єктів у ближній морській зоні

Важливою особливістю застосування нейронних мереж є їх настроювання для сигналів, що не використовувалися у процесі навчання. Надводна обстановка у ближній морській зоні характеризується значною кількістю факторів, що обумовлює різноманітність руху судна, їх необхідно врахувати при формуванні інформаційних моделей. Для цього необхідно розробити перелік навігаційних ситуацій руху судна в ближній морській зоні.

Визначимо навігаційну ситуацію як набір характеристик вітру та хвилювання, відносно конкретного судна у ближній морській зоні. Параметрами навігаційної ситуації визначимо: курсовий кут відносного вітру, його швидкість, курсовий кут та висота хвилювання.

Навігаційна ситуація визначається параметрами гідрометеорологічної ситуації в акваторії та параметрами, які характеризують управляючі впливи на судно – кут перекладки керма судна та частота обертання гвинта.

Тобто навігаційна ситуація для судна визначається: з одного боку управляючими впливами (УВ) (які можуть бути постійними або змінюваними у часі), а з іншого боку – збурюючими впливами (ЗВ), які формуються гідрометеорологічною обстановкою відносно управляючих впливів та також можуть бути постійними або змінюватись у часі.

Таким чином, можливі чотири варіанти навігаційної обстановки для судна:

- 1) УВ постійні в часі та ЗВ постійні в часі;
- 2) УВ постійні в часі, а ЗВ змінюються;
- 3) УВ змінюються, а ЗВ постійні в часі;
- 4) УВ змінюються та ЗВ змінюються із часом.

Варіант №1 спостерігається, коли судно йде постійним курсом та швидкістю в умовах попутного або зустрічного вітру на тихій воді. При цьому його кермо перебуває в діаметральній площині, а число оборотів також утримується постійним. В умовах зустрічного хвилювання швидкість ходу вже не буде величиною постійною, що приведе, у свою чергу, до коливань упору гвинта. Більше того, строго зустріч-

ні або попутні курсові кути вітру (як і хвилювання) неможливо спостерігати на практиці, тобто завжди існує деяке ризикання. Отже перший варіант навігаційної обстановки можна визначити як умовно можливий.

Варіант № 2 описує ситуацію, коли частота обертання гвинта та кут перекладки керма залишаються постійними протягом руху в умовах постійного (що встановився) вітру на тихій воді. У загальному випадку, судно робить циркуляцію при постійному вітрі на тихій воді. Зміни характеристик дійсного вітру будуть приводити до зміни кута дрейфу на циркуляції, що закономірно викличе зміни УВ внаслідок зміни місцевого потоку води в районі рухомо-рульового комплексу. Не будуть постійними УВ у випадку циркуляції на хвилюванні, коли ризикання судна призводить до коливань поля швидкостей. Вважаючи швидкість зміни гідрометеорологічної ситуації незначною, а вплив хвилювання незначним на середні значення УВ, що носять флюктуаційний характер, будемо вважати, що навігаційна ситуація другого варіанта можлива.

Варіант № 3, строго говорячи, не може спостерігатися в дійсності при русі реального судна, оскільки, якщо змінюються УВ, то, як правило, змінюються й збурення. Наприклад, зміна кута перекладки керма на  $15^\circ$  неминуче приведе в умовах бічного вітру до зміни курсу, тобто до зміни курсового кута відносного вітру – аеродинамічна сила зміниться. З іншого боку, приблизно можна вважати, що такі навігаційні ситуації спостерігаються. Наприклад, в режимі управління судном за курсом авторульовий забезпечує перекладку керма таким чином, що протистояти дестабілізуючим періодичним факторам (вітер, хвилювання).

Варіант № 4 навігаційної ситуації спостерігається, якщо кут перекладки керма та частота обертання гвинта змінюються в часі певним чином. Параметри ж гідрометеорологічної обстановки можуть при цьому як змінюватися, так не змінюватися.

Аналіз варіантів навігаційної обстановки дозволив об'єднати їх у більш конкретні класи, характеристика яких наведена в табл. 1

Таблиця 1

Класи навігаційних ситуацій

Номер класу	Характеристика	Правила моделювання навігаційної ситуації
I	УВ приблизно постійні, а ЗВ можуть або змінюватися	Гідрометеорологічна обстановка постійна. Судно знаходиться на заданому курсі при постійних оборотах гвинта.
II	УВ у середньому постійні в часі, а ЗВ змінюються із часом	Гідрометеорологічна обстановка постійна або носить змінний характер. Задається число оборотів гвинта та кут перекладки керма, які залишаються незмінними під час руху судна.
III	УВ змінюються, а ЗВ змінюються із часом	Гідрометеорологічна обстановка постійна або носить змінний характер. Число оборотів гвинта та кут перекладки керма змінюються протягом часу за певним законом.

Джерело: розроблено авторами.

Отримані три класи навігаційних ситуацій охоплюють основні варіанти руху судна, які можуть відтворюватися в умовах його реальної експлуатації. Для моделювання навігаційних ситуацій зазначених типів необхідно ще проробити низку питань, актуальних для стадії імітаційного моделювання.

По-перше, для імітації ситуацій 1-го класу потрібно використовувати систему автоматичної стабілізації судна на заданому курсі, тобто реалізації

функції авторульового.

По-друге, слід зробити ряд допущень відносно імітації гідрометеорологічної ситуації.

Постійний характер гідрометеорологічної ситуації допускає, що протягом усього плавання її параметри залишаються незмінними в часі та просто вибираються з використанням датчиків випадкових чисел рівномірного розподілу із проміжків, зазначених у табл. 2.

Таблиця 2

Величини, які характеризують гідрометеорологічну ситуацію

Найменування параметра	Позначення	Одиниці виміру	Границі
1	2	3	4
Напрямок дійсного вітру	$K_{tr}$	°	[0; 360)
Швидкість дійсного вітру	$V_{tr}$	м/с	[0; 30]

Закінчення табл. 2

1	2	3	4
Напрямок хвилювання (звідки приходять хвилі)	$K_w$	°	[0; 360]
Довжина хвилі	$\lambda$	м	[10; 250]
Висота хвилі	$h$	м	[0; 10]

Джерело: розроблено авторами.

Для моделювання регулярного хвилювання використовуються допущення, в рамках яких виявляється слухною лінійна теорія регулярних хвиль [23].

Передбачається, що крутість хвилі ( $h/\lambda$ ) не перевищує 0,2.

Дійсний період хвиль визначається за формулою [24]:

$$X(t) = X_0 + A_1 \sin(2\pi t / \tau_1) + A_2 \sin(2\pi t / \tau_2) + A_3 \sin(2\pi t / \tau_3), \quad (2)$$

де  $X_0$  – середнє значення величини, обране випадковим чином із проміжків можливих значень відповідно до табл. 2;

$A_1, A_2, A_3, \tau_1, \tau_2, \tau_3$  – амплітуди та періоди першої, другої й третьої гармонік відповідно.

$$\tau = \sqrt{\frac{2\pi\lambda}{g}}, \quad (1)$$

де  $g$  – прискорення вільного падіння.

Якщо ж має місце змінна гідрометеорологічна обстановка, то параметри вітру й хвилювання передбачаються змінними в часі  $t$  як наступна сума гармонік:

Границі можливих значень даних величин представлено в табл. 3. При моделюванні з використанням залежності (2) значення  $X_i$  повинно перебувати в межах, зазначених у табл. 2.

Таблиця 3

Параметри гармонік величин, які характеризують гідрометеорологічну ситуацію

Найменування величини	Позначення	Одиниці виміру	I гармоніка		II гармоніка		III гармоніка	
			A	$\tau$	A	$\tau$	A	$\tau$
Модуль дійсного вітру	$V_{tr}$	м/с	[0; 30]	2-10 год	[0; 5]	10 хв-1 год	[0; 2]	10 с-1 хв
Напрямок дійсного вітру	$K_{tr}$	°	[0; 360]	*)	[0;30]	*)	[0;10]	*)
Висота хвилі	$h$	м	[0; 5]	**)	-	-	-	-
Напрямок хвилювання	$K_w$	°	[0; 90]	***)	-	-	-	-
Довжина хвилі	$\lambda$	м	[30; 100]	1-10 год	-	-	-	-

Джерело: розроблено авторами.

\*) Період напрямку вітру може відрізнитися для відповідних гармонік від його модуля не більш, ніж на 1 год., 1000 та 30 с.

\*\*\*) Період зміни висоти хвилювання може відрізнитися від періоду зміни першої гармоніки модуля дійсного вітру на величину, що не перевершує по модулю 1 год.

\*\*\*\*) Період зміни напрямку хвилювання може

відрізнитися від періоду зміни першої гармоніки напрямку дійсного вітру на величину, що не перевершує по модулю 1 год.

Моделювання навігаційної ситуації третього класу припускає, що кут перекладки керма та частота обертання гвинта змінюються протягом часу за формулою:

$$\delta(t) = 35^\circ \sin(2\pi t / \tau_\delta); \quad (3)$$

$$n(t) = (n_{-max} / 2) + (n_{-max} / 2) \cdot \sin(2\pi t / \tau_n),$$

де  $\tau_\delta$  – період зміни кута перекладки керма;

$\tau_n$  – період зміни частоти обертання гвинта.

Їх найменші значення вибираються, виходячи з обмежень кермової машини та рушійного комплек-

су, а найбільші – обрані як подвоєний час плавання.

Алгоритм методу тестування записується в такий спосіб:

1) задається кількість модельних (навігаційних)

ситуацій для кожного із трьох класів та тривалість кожної модельної ситуації;

2) моделюються умови руху судна на проміжку часу заданої тривалості (навігаційна ситуація одного із трьох класів).

Умови визначаються:

- параметрами вітру й хвилювання;
- режимом роботи рушійно-рульового комплексу судна;
- початковою кінематикою (курс, кутова та лінійна швидкості);

3) визначається траєкторія руху судна на основі імітаційної моделі;

4) визначається траєкторія руху судна на основі нейронної мережі (нейро-нечіткої системи);

5) визначається розбіжність між траєкторією, отриманою в імітаційній моделі та нейрон-нечіткої моделі;

6) пункти 2) – 5) повторюються доти, поки не буде будуть розглянуті всі модельні (навігаційні) ситуації кожного класу;

7) визначаються найбільше та середнє значення максимуму модуля розбіжності (за час руху заданою тривалістю) у розглянутих модельних ситуаціях.

### Розробка нейронної мережі

Виконаємо розробку нейронної мережі, яка прогнозує координати судна на один крок вперед [17; 23]. З теорії нейронних мереж відомо [1; 17], що завдання подібного роду прогнозів вирішуються динамічними рекурентними мережами, які моделюють нелінійну авторегресію із зовнішніми входами

(NARX – nonlinear auto regression with external inputs).

Визначимося спочатку з вибором виду вхідного й вихідного вектора мережі. Вхідний вектор  $X$  нейронної мережі визначається в такий спосіб:

$$X = \begin{pmatrix} \sin K \\ \cos K \\ V_{ox1} \\ V_{oy1} \end{pmatrix}, \quad (4)$$

де  $K$  – дійсний курс судна;

$V_{ox1}$  – поздовжня складова відносної швидкості судна;

$V_{oy1}$  – поперечна складова відносної швидкості (швидкість дрейфу).

Вихідний вектор  $Y$  є радіус-вектор центру ваги судна в локальній (географічній) системі координат:

$$Y = \begin{pmatrix} x_G \\ y_G \end{pmatrix}. \quad (5)$$

Оскільки архітектура мережі передбачається рекурентно, то вектор  $Y$  подається по зворотному зв'язку на вхід нейронної мережі.

Інші параметри архітектури мережі наступні: кількість шарів – 2; кількість схованих нейронів – 15; кількість вихідних нейронів – 2; функції активації: гіперболічний тангенс (схований шар), тотожна (вихідний шар); кількість одиничних затримок – 1. Крок за часом прогнозування – 1 с.

Загальний вид нейронної мережі показано на рис. 1.

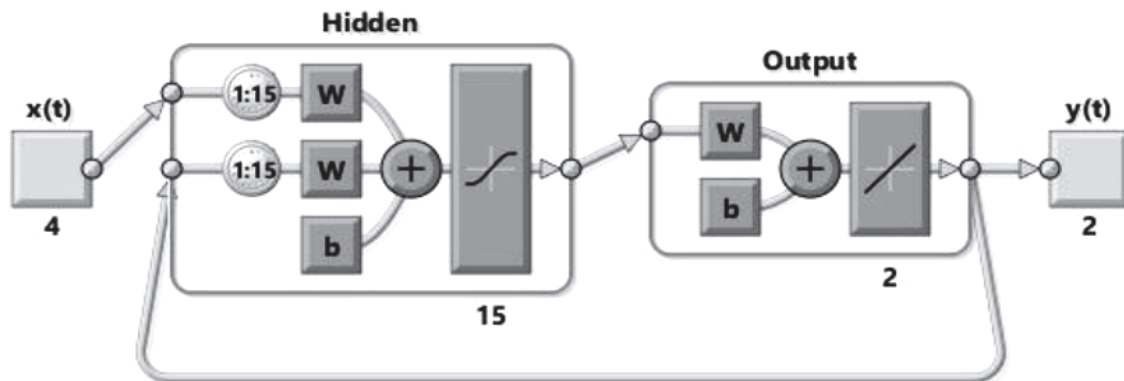


Рис. 1. Загальний вид нейронної мережі

Джерело: розроблено авторами.

Для отримання набору навчальних даних використовується відомі алгоритми формування навчальних вибірок [7; 14; 21; 27]. Параметри алгоритму наступні:

- 1) довжина навчальної вибірки (число зразків): 139700;
- 2) часова дискретність: 1 с;
- 3) границі вихідного вектора (табл. 1);
- 4) дискретність вихідного вектора: (табл. 4);

5) границі вихідного вектора: не задавалися;

6) значення обмежуючої величини  $\Delta$ : не використовувалося;

7) вид алгоритму чисельного інтегрування: Ейлера (лівих прямокутників);

Кількість зразків вибиралася по формулі (3) виходячи з того, що мережа має 1397 вільних параметрів, а допустимий рівень помилки не перевищує 1%. Границі вихідного вектора не задавалися в при-

пущенні, що вихід буде змінюватися в тісних межах через випадковий характер входу. За цією ж причиною не використовувалося значення обмежуючої

величини  $\Delta$ . Координати центру ваги судна в деякий момент часу  $t_{n+1}$  визначаються за формулами:

$$\begin{aligned} x_{G(t_{n+1})} &= X_G(t_n) + (V_{ox1} \cos K - V_{oy1} \sin K) \cdot dt; \\ y_{G(t_{n+1})} &= Y_G(t_n) + (V_{ox1} \sin K + V_{oy1} \cos K) \cdot dt, \end{aligned} \tag{6}$$

де  $n$  – номер моменту часу;

ляться до моменту часу  $n$ .

Позначення для курсу й швидкості став-

Таблиця 4

Дискретність та діапазон зміни сигналів

Найменування	Позначення	Одиниці виміру	Інтервал зміни	Дискретність
Дійсний курс	$K$	°	0...360	0,1
Поздовжня складова відносної швидкості	$V_{ox1}$	вузли	-5...30	0,1
Поперечна складова відносної швидкості	$V_{oy1}$	вузли	-10...10	0,1
Абсциса	$x_G$	м	-504...1932	–
Ордината	$y_G$	м	-2674...888	–

Джерело: розроблено авторами.

Для настроювання (навчання) мережі використовується метод Левенберга-Марквардта [25; 28] спільно зі способом регуляризації Байеса [26; 29], який необхідний для забезпечення узагальнюючих властивостей. У якості критерію закінчення навчання обраний загальний час настроювання, а також загальний характер поведінки середнього квадрата помилки. Створення структури нейронної мережі,

формування зразків, настроювання й тестування здійснювалось з використанням спеціального програмного забезпечення. Режим навчання – пакетний. Зворотний зв'язок мережі в процесі навчання розмикається. Максимум модуля нев'язки для зразків з навчальної вибірки досяг 2,26 м. Параметри навчання мережі представлено в табл. 5.

Таблиця 5

Параметри навчання нейронної мережі

Параметр	Одиниці виміру	Вихідне значення	Значення по закінченню навчання	Встановлене граничне значення
Кількість епох (ітерацій)	–	0	11460	$+\infty$
Час	г.хв.с	0	48.05.03	$+\infty$
Функція вартості	$m^2$	$9,82 \cdot 10^6$	$4,49 \cdot 10^{-7}$	0
Градiєнт	$m^2$	$1,77 \cdot 10^7$	0,00385	$1 \cdot 10^{-7}$
Параметр $\mu$	–	0,005	$5 \cdot 10^6$	$1 \cdot 10^{10}$
Параметр регуляризації (для вільних параметрів)	–	$1,40 \cdot 10^3$	$1,32 \cdot 10^3$	0
Параметр регуляризації (для помилок)	–	54,2	380,0	0

Джерело: розроблено авторами.

Після настроювання нейронна мережа тестується з використанням вибірки, яка не брала участь у навчанні. Розглядаються два випадки. У першому випадку тестові приклади вибираються випадковим чином за законом рівномірного розподілу з можливих проміжків для кожного моменту часу, тобто аналогічно тому, як вибиралися вхідні зразки навча-

льної множини. В другому випадку, вектор вхідного сигналу також вибирається виходячи із границь можливих значень його компонентів, але він зберігає сталість протягом усього руху судна. Загальний час плавання встановлено 4 год. Критерій працездатності – найбільший модуль нев'язки за час плавання.

**Дослідження нейронної мережі.** Нейромере-

жевий алгоритм працює в такий спосіб. Значення складових вхідного вектора до моменту часу  $t_n$  (включно) подаються на вхід мережі. На виході виходять координати для моменту  $t_{n+1}$ . Після в другу по порядку (вважаючи від самої ранньої затримки) на лінії затримок точку траєкторії переноситься початок координат; і по відношенню вже до даної точки обчислюється координата для наступного моменту часу. Іншими словами, мережа визначає збіль-

шення координат у точці, яка відповідає моменту початку затримок. Альтернативним варіантом використання нейромережі може бути прогнозування доти, поки вихідний сигнал мережі перебуває в допустимих межах, певних на етапі навчання (див. таблицю 6). Розглянуто 1000 навігаційних модельних ситуацій для двох вищевказаних варіантів поведінки вхідних сигналів. Результати тестування мережі представлені в табл. 6.

Таблиця 6

Результати тестування нейронної мережі

Вид модельної ситуації	Кількість ситуацій	Модуль нев'язки за 4 години руху, м		
		Найменше значення	Середнє значення	Найбільше значення
Хаотична зміна вхідних сигналів	1000	1,8	2,0	9,2
Постійні значення вхідних сигналів в часі	1000	0,4	10,8	43,1

Джерело: розроблено авторами.

У ході тестування порівнювався прогноз руху судна за результатом моделювання нейронної моделі з алгоритмом інтегрування Ейлера. Таким чином, нейронна мережа прогнозує траєкторію руху судна з високою точністю, якщо порівнювати з тим алгоритмом чисельного інтегрування (Ейлера), який використовувався для отримання навчальної вибірки.

## Висновки

Прогнозування координат положення рухомого об'єкту – судна за може виконуватися двома принципово різними способами. У першому з них використовується апроксимація функції руху судна, що дозволяє отримати прогнозоване значення вектора координат на теперішній момент часу або на крок уперед, виходячи з того або іншого критерію оптимальності. Прикладами таких алгоритмів можуть служити фільтр Калмана та його модифікації, адаптивні фільтри LMS (least mean-square), RLS (recursive least-mean square). При такій постановці завдання параметричні величини, які використовуються в алгоритмах, не залежать безпосередньо від фізичних характеристик конкретного судна, а залежать тільки від поточного виду траєкторії його руху.

Інший підхід полягає в тому, що вхідними даними алгоритму прогнозу координат служать величини, що характеризують вплив управляючих та

збурюючих впливів, а також кінематичні параметри судна. За зазначеною інформацією обчислюється траєкторія руху судна. Розглянутий спосіб прогнозу координат судна можна назвати “прямим” у тому розумінні, що значення величин, які характеризують силові впливи, початковий стан судна, використовуються безпосередньо, прямо для обчислення траєкторії. Використання прямого підходу допускає, що параметри, що характеризують фізичні властивості судна, відомі.

Розроблена нейронна мережа дозволяє прогнозувати координати судна за інформацією від навігаційних приладів, з високою навігаційною точністю. Як правило, використання мережі орієнтоване на двокомпонентний лаг і гірокомпас. У випадку відносного лага, координати на виході мережі відносні (водних мас, що відносно поступально рухаються), у випадку абсолютного – абсолютні. Вільні параметри (вагові та граничні коефіцієнти) мережі не визначаються фізичними характеристиками конкретного судна; вони можуть бути знайдені в процесі настроювання на стадії комп'ютерного експерименту.

Перспективами подальших досліджень слід вважати створення нечітких нейронних мереж розпізнавання ситуацій в ближній морській зоні для формування адекватних інформаційних моделей судноводіям та підвищення безпеки судноплавства.

## Список літератури

1. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей : учеб. пособие / пер. с англ. А.Г. Сивака. Москва : Издательский дом “Вильямс”, 2003. 287 с.
2. Круглов В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика : 2-ое изд., стереотип. Москва : Телеком, 2002. 382 с.
3. Haykin S. Neural Networks and Learning Machines : 3rd ed. New York : Prentice Hall, 2009. 906 p.



4. Narendra S., Kannan P. Identification and control of dynamical system using neural networks. *Transactions on Neural Networks*. 1990. Vol. 1(1). P. 4–27.
5. Келина А. Ю., Кудинов И. Ю., Кудинов Ю. И., Хахов Е. А. Адаптивная нейронечёткая комбинированная система управления. *Теория и системы управления*. 2005. № 4. С. 79–88.
6. Калужный Д. А., Нечаев Ю. И. Нейро-нечеткие модели при контроле посадки летательного аппарата в морских условиях. *Нейрокомпьютеры: разработка, применение*. 2009. № 11. С. 12–17.
7. Усков А. А., Кузьмин А. В. Интеллектуальные технологии управления. Искусственные нейронные сети и нечеткая логика. Москва : Телеком, 2004. 143 с.
8. Абросимов В. К. Нейронная пространственно-временная модель движения объектов управления. *Нейрокомпьютеры: разработка, применение*. 2014. № 3. С. 26–35.
9. Андриевская Н. В. Идентификация параметров нелинейной модели с использованием искусственной нейронной сети. *Нейрокомпьютеры: разработка, применение*. 2015. № 10. С. 48–51.
10. Девятисильный А. С., Числов К. А. Нейросетевая коррекция векторной гравинерциальной системы. *Геодезия и картография*. 2013. № 9. С. 2–6.
11. Жук Ю. С., Нечаев Ю. И. Нейропрогноз в сложных динамических средах. *Нейрокомпьютеры: разработка, применение*. 2009. № 11. С. 3–11.
12. Седова Н. А. Нечеткая продукционная модель первичной оценки опасности столкновения судов. *Мир транспорта*. 2015. № 13(2). С. 200–206.
13. Степанов О. А., Осипов А. В., Васильев В. А. Нечёткие и байесовские алгоритмы в задаче нелинейного оценивания. *Гироскопия и навигация*. 2009. № 1(64). С. 22–35.
14. Sankar A., Kumar D., Seethalakshmi K. New Self-Adaptive Neuro Fuzzy Inference System for the Removal of Non-Linear Artifacts from the Respiratory Signal. *Journal of Computer Science*. 2012. Vol. 5. No. 8. P. 621–631.
15. Valcic M., Antonic R., Tomas V. Anfis Based Model for Ship Speed Prediction. *Brodogradnja*. 2011. Vol. 4. No. 62. P. 373-382.
16. Павловский В. Е., Серов А. Ю. Нейросетевая система счисления пути и определения ориентации шагающего робота. *Нейрокомпьютеры и их применение : сб. тезисов док. VIII Междунар. науч.-практ. конф. 21–22 марта. 2002 г. Москва : Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова, 2002. С. 336–342.*
17. Дерябин В. В. Обзор исследований, посвящённых использованию нейросетевых технологий в судовождении. *Вестник государственного университета морского и речного флота*. 2015. № 6(34). С. 29–43.
18. Jwo D-J., Chen J-J. 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.
19. Waclawek P. A neural network to identify ship hydrodynamics coefficients. *Marine Simulation and Ship Manoeuvrability : Proceedings of the international conference, MARSIM '96, Copenhagen, Denmark, 1996. P. 509–514.*
20. Cao Y., Zhou Z., William S. Application of Neural Network Predictor. *Controller to Dynamic Positioning of Offshore Structures*. Proceedings of Dynamic Positioning Conference October 17–18. Houston, 2000.
21. Zak B., Kitowski Z., Malecki J. Modelling of Ship's Motion Using Artificial Neural Networks. *Advances in Neural Networks and Applications Danvers*. 2001. P. 298–303.
22. Moreira L., Guedes Soares C. Dynamic model of manoeuvrability using recursive neural networks. *Ocean Engineering*. 2003. Vol. 30(13). P. 1669–1697.
23. Дерябин В. В. Модель счисления пути судна в условиях воздействия внешних факторов. *Эксплуатация морского транспорта*. 2012. № 1(63). С. 32–41.
24. Войткунский Я. И. Справочник по теории корабля : в 3 томах. Ленинград : Судостроение, 1985. Т. 1. 764 с.
25. Marquardt D. W. An Algorithm for Least-Squares Estimation of Nonlinear Parameters. *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*. 1963. Vol. 11(2). P. 431–441.
26. Dan Foresce F., Martin Hagan T. Gauss-Newton approximation to Bayesian learning. *International Conference on Neural Networks : IEEE*, 1997. P. 1930–1935.
27. Тристан А. В., Крижанівський І. М., Мельник С. А., Горбунт С. М. Модель оцінювання інформаційних можливостей органів управління розвідкою. *Системи озброєння і військова техніка*. 2020. № 1(61). С. 75–81. <https://doi.org/10.30748/soivt.2020.61.09>.
28. Теоретичні основи формування критеріїв оптимальності синтезу вимірювальних сигналів для контролю технічного стану складних радіотехнічних систем / Брацлавська А. Ю. та ін. *Системи обробки інформації*. 2017. № 5(151). С. 151–157.
29. Малюга В. Г., Тристан А. В., Нестеров О. М. Методика параметричної адаптації системи управління в ході ведення бойових дій. *Системи озброєння і військова техніка*. 2017. № 1(49). С. 50–54.

Надійшла до редколегії 01.06.2021

Схвалена до друку 13. 07.2021

**Аросланкін Олександр Олегович**  
ад'юнкт  
Харківського національного університету  
Повітряних Сил ім. І. Кожедуба,  
Харків, Україна  
<https://orcid.org/0000-0001-6364-6368>

**Oleksandr Aroslankin**  
Doctoral Student  
of Ivan Kozhedub Kharkiv  
National Air Force University,  
Kharkiv, Ukraine  
<https://orcid.org/0000-0001-6364-6368>

**Шапіро Ганна В'ячеславівна**

аспірант  
Державного університету інфраструктури та технологій,  
Київ, Україна  
<https://orcid.org/0000-0003-4245-9365>

**Hanna Shapiro**

Doctoral Student  
of the State University of Infrastructure and Technology,  
Kyiv, Ukraine  
<https://orcid.org/0000-0003-4245-9365>

**Гусак Ірина Леонідівна**

аспірант  
Державного університету інфраструктури та технологій,  
Київ, Україна  
<https://orcid.org/0000-0002-1546-5914>

**Iryna Husak**

Doctoral Student  
of the State University of Infrastructure and Technology,  
Kyiv, Ukraine  
<https://orcid.org/0000-0002-1546-5914>

**Саф'ян Олег Семенович**

аспірант  
Державного університету інфраструктури та технологій,  
Київ, Україна  
<https://orcid.org/0000-0001-8866-7456>

**Oleg Safyan**

Doctoral Student  
of the State University of Infrastructure and Technology,  
Kyiv, Ukraine  
<https://orcid.org/0000-0001-8866-7456>

**Постніков Євген Євгенович**

аспірант  
Одеського національного морського університету  
Одеса, Україна  
<https://orcid.org/0000-0001-7327-5353>

**Yevgen Postnikov**

Doctoral Student  
of the Odessa National Maritime University,  
Odessa, Ukraine  
<https://orcid.org/0000-0001-7327-5353>

**НЕЙРОСЕТЕВАЯ МОДЕЛЬ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПАРАМЕТРОВ ДВИЖЕНИЯ СУДНА В СИСТЕМЕ  
ФОРМИРОВАНИЯ НАДВОДНОЙ ОБСТАНОВКИ БЛИЖНЕЙ МОРСКОЙ ЗОНЫ**

А.О. Аросланкин, Г.В. Шапиро, И.Л. Гусак, О.С. Сафьян, Е.Е. Постников

*Целью статьи является разработка нейросетевой модели прогнозирования параметров движения судна в системе формирования надводной обстановки ближней морской зоны для повышения ситуационной осведомленности судоводителя. В статье определено, что ближняя морская зона характеризуется достаточно высокой интенсивностью транспортной активности. Надводная обстановка в ближней морской зоне характеризуется значительным количеством факторов, обуславливает разнообразие движения судна, их необходимо учесть при формировании информационных моделей. Выполнена разработка нейронной сети, которая прогнозирует координаты судна на один шаг вперед, что позволяет прогнозировать координаты судна по информации от навигационных приборов, с высокой навигационной точностью.*

**Ключевые слова:** безопасность судно плавания, судовождение, навигация, нейронные сети, прогнозирование.

**NEURAL NETWORK MODEL FOR FORECASTING VESSEL MOVEMENT PARAMETERS IN THE SYSTEM FOR  
FORMING THE SURFACE SITUATION OF THE NEAR SEA AREA**

A. Aroslinkin, H. Shapiro, I. Husak, O. Safyan, Y. Postnikov

*The purpose of the article is to develop a neural network model for predicting the parameters of a ship's movement in the system for forming a surface situation in the near sea zone to increase the situational awareness of the navigator. The article determines that the near sea zone is characterized by a fairly high intensity of transport activity (freight and passenger traffic, extraction of hydrocarbons and other minerals, scientific research, activities to protect the state border, defense), many navigational hazards (difficult bottom topography, shallow depths, ice, currents, land influence), variability of hydrometeorological conditions. Economic and other types of activities in the coastal water area also significantly affect the ecological state of the region. The situation in the near sea zone is changing rather quickly and requires constant assessment to ensure the safety of navigation. Despite the rapid development of information technologies, as well as the development of navigation systems, the task of forming a surface situation is quite relevant, since the time for making a decision and the completeness of factors that are taken into account by a person depend on the situational awareness of the navigator. The developed neural network makes it possible to predict the coordinates of the vessel based on information from navigation devices, with high navigation accuracy. Navigational situations of movement of objects in the near sea zone have been developed. An important feature of using neural networks is their tuning for signals that were not used in the training process. The surface situation in the near sea zone is characterized by a significant number of factors, determines the variety of vessel movement, they must be taken into account when forming information models. For this, it is necessary to develop a list of navigation situations for the movement of the vessel in the near sea zone. A neural network has been developed that predicts the coordinates of the vessel one step ahead. It allows you to predict the coordinates of the vessel using information from navigation devices, with high navigation accuracy. As a rule, the use of the network is focused on a two-component log and a gyrocompass. In the case of a relative lag, the coordinates at the output of the network are relative (water masses, relatively moving forward), in the case of an absolute one, they are absolute. Free parameters (weight and limiting factors) of the network are not determined by the physical characteristics of a particular vessel; they can be found in the tuning process at the stage of a computer experiment.*

**Keywords:** safety of the vessel navigation, navigation, navigation, neural networks, forecasting.