

© Зазірний А.А., Грошев О.В., Вечирко О.М.

КОНЦЕПТУАЛЬНИЙ ПІДХІД ЩОДО ВИРІШЕННЯ ЗАВДАННЯ СТАБІЛІЗАЦІЇ СУДНА НА ТРАЄКТОРІЇ НА ОСНОВІ ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Метою статті є побудова прогнозуючої моделі для використання в алгоритмі адаптивної стабілізації судна на заданій траєкторії на основі нейронних мереж. Запропонована схема прогнозуючої моделі помилки стабілізації судна на траєкторії на основі сімейства нейронних мереж. Прикінцевий склад моделі представлений у вигляді єдиної нейронної мережі, яку не можна віднести до будь-якого стандартного типу. Запропонований порядок навчання нейромережевої прогнозуючої моделі. Дві нейронні мережі, вільні параметри яких не залежать від фізичних характеристик судна можуть бути навчені заздалегідь. Нейромережа, що відповідає за формування динаміки поведінки судна, може навчатися за двома підходами. Якщо розглядається конкретне судно, то застосовують одноразове навчання мережі. Зразками для такого навчання виступають результати спеціально проведених експериментів або навіть генеровані дані на основі достовірної імітаційної моделі, у впевненості якої є великий ступінь впевненості. За такого підходу переважно використовують пакетний режим навчання. Якщо зразки послідовно надходять до поточної експлуатації, то мережа збирає інформацію про фізичні властивості таких суден, і у даному разі коефіцієнти мережі налаштовуються щоразу при надходженні нового зразка. Перший підхід забезпечує швидше навчання в порівнянні з другим, але вимагає проведення спеціальних експериментів. При послідовному налаштуванні нейронної мережі проведення спеціальних експериментів не потрібно, проте досягнення необхідної точності прогнозу вимагає більше часу. Синтез прогнозуючої моделі в MATLAB показав можливість її представлення у вигляді єдиної нейронної мережі з фіксованою архітектурою. Запропонована нейромережева модель має концептуальний характер і вимагає вирішення ряду завдань, наприклад визначення методів навчання всіх складових мережі. Метод навчання складається з алгоритму формування набору датасетів та алгоритму налаштування вільних параметрів мережі. Перспективою подальшого вдосконалення нейромережевої прогнозуючої моделі є врахування на вході елементів течії, що дозволить спростити архітектуру нейромережі.

Ключові слова: судноводіння, безпека судноплавства, нейронна мережа, судно, траєкторія, алгоритм, модель, автоматична стабілізація, хвиля, рушій

Постановка проблеми. У процесі виконання рейсу судноводій щоразу виконує важливе, але дуже стандартне завдання – утримання судна на заданій траєкторії. За кілька останніх десятиріч років вирішення цього завдання зробило стрімкий ривок: спочатку ручне керування, далі – автоматизоване, і нарешті повністю автоматичне, побудоване на застосуванні методів оптимального управління. Традиційно прогнозуюча модель судна будувалася на простих диференціальних (ДР) (різницевих (РР)) рівняннях. Але це – ще не межа: питання адаптивного керування судном за траєкторією можуть вирішуватися іншим способом. Так, за останні 10-15 років суттєвого розвитку одержали методи штучного інтелекту. Тобто, з'явилися нові підстави з іншого боку подивитися на проблему адаптивного утримання судна на заданій траєкторії. Важлива роль тут належить різноманітним нейронним мережам (НМ), які вже у деяких моделях адаптивного управління судном самостійно визначають кут перекладки керма.

Для моделювання руху судна НМ безперечно переважає перед апаратом звичайних ДР, маючи перед останніми більш універсальні апроксимуючі властивості. Крім того, будучи більш швидкісними у

порівнянні з апаратом диференціальних рівнянь, нейромережеві моделі в режимі реального часу оперативніше виконують пошук оптимального набору кутів переключення керма на горизонті управління. Але можливості НМ вивчені ще далеко не повністю.

Таким чином, актуальним питанням наукових досліджень є подальше вивчення можливостей НМ для управління судном на окремих ділянках виконання рейсу

Аналіз останніх досліджень і публікацій. У роботах [1] – [3] детально розглянуті особливості застосування теорії оптимального управління для автоматичної стабілізації судна на траєкторії.

Адаптивне управління судном на базі нейронних мереж і ДР описано у статтях [4], [5].

Забезпечення автономної стабілізації судна вздовж траєкторії, досягнутої за рахунок застосування двошарової мережі прямого поширення, навченої за допомогою ДР руху судна роботі контролера, наведено у [6].

Робота [7] присвячена використанню радіальної базової функції для моделювання невизначеності в алгоритмі управління рухом по поверхні.

Спільне використання рекурентної двошарової нейронної мережі і ПД-регулятора для прогнозу швидкості повороту судна описано у статті [8].

Але незважаючи на ці досягнення, дослідження щодо побудови прогнозуючої моделі для стабілізації судна на траєкторії на основі НМ залишаються не повністю завершеними.

Метою статті є побудова прогнозуючої моделі для використання в алгоритмі адаптивної стабілізації судна на заданій траєкторії на основі нейронних мереж.

Викладення основного матеріалу дослідження.

Загальний підхід щодо подання дискретної прогнозуючої моделі для адаптивного управління судном. У загальному випадку вихідна (керована) векторна величина Y для судна, яке розглядається як об'єкт управління, є безперервною функцією часу: $Y(t) = A(U(t), F(t))$, де A – нелінійний оператор, $U(t), F(t)$ – вектори управліннь та обурювальних впливів, відповідно, кожна складова яких безперервно залежить від часу.

Прогнозуюча модель – алгоритм, який дозволяє спрогнозувати значення $Y(t)$ на проміжку майбутнього часу $(t_0; t_1]$, де t_0 – поточний момент часу; t_1 – довільний момент майбутнього часу, якщо відомі $U(t), F(t)$ на проміжку $(t_{-1}; t_1]$, де $0 \leq t_{-1} \leq t_1$. Як алгоритм прогнозуючої моделі можуть виступати, наприклад, системи звичайних диференціальних (різницевих) рівнянь, моделі авторегресії, нейронні мережі.

Прогнозуюча модель встановлює взаємозв'язок між виходом $Y(t)$ і управлінням $U(t)$, що розглядаються на інтервалі майбутнього часу $(t_0; t_1]$. Отже, вибравши функціонал якості управління $J = J(Y(t), U(t))$ та цільову умову для нього (зазвичай, мінімізацію функціоналу J на відрізьку $(t_0; t_1]$), можна задачу забезпечення цільової умови розглянути як задачу оптимізації у просторі компонент вектора керуючих впливів $U(t)$.

Розглянемо дискретну прогнозуючу модель судна. У цій послідовності моменти часу t_1, t_2, \dots, t_n розділені проміжком Δt . Тоді часові послідовності значень векторів управліннь і збурень і вихідної керованої величини позначимо як $\{U(t_i)\}_{i=1:n} = U(t_1), U(t_2), \dots, U(t_n)$; $\{F(t_i)\}_{i=1:n} = F(t_1), F(t_2), \dots, F(t_n)$ і $\{Y(t_i)\}_{i=1:n} = Y(t_1), Y(t_2), \dots, Y(t_n)$, відповідно.

Прогнозуюча модель дискретного часу – це алгоритм, який дозволяє однозначно визначити значення вихідного вектора $\{Y(t_i)\}_{i=1:n}$ і керованої величини на крок вперед $Y(t_{n+1})$ (якщо відомі послідовності управліннь $\{U(t_i)\}_{i=1:n}$ і збурень $\{F(t_i)\}_{i=1:n}$).

Подання дискретної прогнозуючої моделі помилки стабілізації судна на траєкторії на основі нейронної мережі. У загальному випадку існує багато підходів щодо побудови нейромережевої прогнозуючої моделі помилки стабілізації судна на траєкторії. Формально модель можна представити у

вигляді єдиної нейронної мережі, що не відноситься до будь-якого стандартного типу. Але завжди, незалежно від типу мережі, виникає питання про налаштування нейромережевої прогнозуючої моделі.

Модель прогнозу помилки стабілізації судна на траєкторії враховуватиме три основні складові, що безпосередньо впливають на цю помилку. Тому запропонована архітектура (схема) прогнозуючої моделі помилки стабілізації судна на траєкторії складається з трьох нейронних мереж «Dinamika», «Cinematika» і «Fault», з'єднаних блоками підсумовування, множення, поодиноких затримок. Найважливішим питанням після цього є порядок налаштування нейромережевої прогнозуючої моделі. Вільні параметри нейронних мереж «Fault» і «Cinematika» не залежать від фізичних характеристик судна, тому їх можна навчити заздалегідь. Нейромережа «Dinamika» може бути навчена двома способами. Згідно першого підходу, мережа навчається для конкретного судна один раз і більше не перенавчається. За другого підходу, результатами поточної експлуатації різноманітних суден є збір інформації про фізичні властивості й особливості конкретного судна. Нейромережа послідовно навчається на зразках, а вагові коефіцієнти мережі налаштовуються щоразу при надходженні нового зразка.

Можливе комплексування двох підходів: мережа попередньо навчається з урахуванням накопиченої вибірки зразків (пакетний режим), а у процесі експлуатації лише дещо адаптується до поточних умов (послідовний режим).

Для отримання вектора X_{din} необхідно знати значення величин V_R, α_R, γ на крок уперед, які залежать від параметрів руху судна, прогнозованих НМ «Dinamika». Тому використання цієї мережі можна розширити для прогнозу зазначених параметрів, якщо вони не можуть вважатися постійними в умовах плавання судна.

Створення моделі в середовищі MATLAB доводить можливість побудови прогнозуючої моделі стабілізації судна на траєкторії в нейромережевому базисі. Це забезпечує швидкий пошук оптимального вектора кутів переключення керма на горизонті керування.

Якщо нейромережа «Cinematika» може приймати на вхід елементи течії, то можна не використовувати блоки підсумовування для врахування швидкості постійної течії.

Отже, розглянемо можливість побудови прогнозуючої моделі стабілізації судна на траєкторії в нейромережевому базисі.

Для стабілізації судна на траєкторії регульованою величиною $Y \in e_{\perp}$ – відхилення від заданої траєкторії (маршруту) у перпендикулярному (найкоротшому) напрямку. Його алгоритм обчислення залежить від певної функції h і на поверхні еліпсоїда дорівнює

$$Y = e_{\perp} = h(\varphi, \lambda, Q), \quad (1)$$

де φ – геодезична широта центру ваги судна G ; λ – його геодезична довгота; $Q = q_1, q_2, \dots, q_m$ – вектор m параметрів заданої траєкторії руху судна.

Аналіз співвідношення (1) показує, що отримання прогнозованого значення помилки регулювання на крок вперед (тобто величини $e_{\perp}(t_{n+1})$) цілком залежить від можливості прогнозування координат судна на крок вперед ($\varphi(t_{n+1}), \lambda(t_{n+1})$):

$$Y(t_{n+1}) = e_{\perp}(t_{n+1}) = h(\varphi(t_{n+1}), \lambda(t_{n+1}), Q). \quad (2)$$

Таким чином, для апроксимації функції багатьох змінних застосуємо двошарову НМ «Fault» (рис. 1), яка задовольнятиме умовам теореми про універсальну апроксимацію [9] та прогнозує помилку регулювання на крок уперед.

Перший шар мережі складається з нейронів з нелінійними монотонно зростаючими безперервними та обмеженими функціями активації, другий – має один нейрон з тотожною функцією активації. Вхідний сигнал мережі має вигляд $X_{\text{fault}} = (\varphi(t_{n+1}), \lambda(t_{n+1}), Q)^T$.

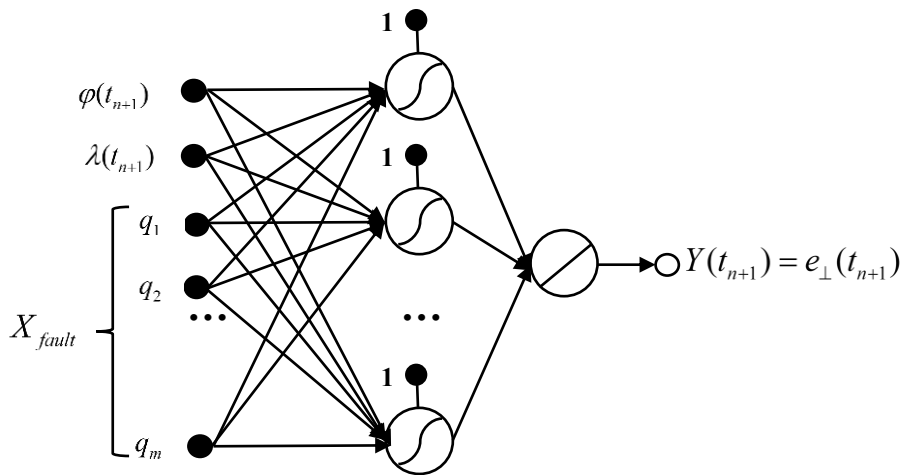


Рисунок 1. Архітектура нейронної мережі «Fault»

Далі, відповідно до виразу (2), здійснимо прогноз геодезичних координат судна $\varphi(t_{n+1}), \lambda(t_{n+1})$. Диференційні рівняння координат мають такий вигляд:

$$\frac{d\varphi}{dt} = \frac{V_N}{M}; \quad \frac{d\lambda}{dt} = \frac{V_E}{N \cos \varphi}, \tag{3}$$

де M, N – головні радіуси кривизни, що залежать від широти φ .

Інтегруючи вираз (3) на проміжку часу $[t_n; t_{n+1}]$ і виносячи за знак інтеграла величини, обернені радіусу кривизни меридіана і паралелі, маємо такі наближені співвідношення:

$$\begin{aligned} \varphi(t_{n+1}) &\approx \varphi(t_n) + (1/M_n) \int_{t_n}^{t_{n+1}} V_N(t) dt; \\ \lambda(t_{n+1}) &\approx \lambda(t_n) + (1/N_n \cos \varphi(t_n)) \int_{t_n}^{t_{n+1}} V_E(t) dt, \end{aligned} \tag{4}$$

де M_n, N_n – значення, які приймають головні радіуси кривизни в момент часу t_n .

Дані співвідношення реалізуються двома вузлами підсумовування, на входи яких надходять доданки у співвідношеннях (4) (рис 2). При цьому перед підсумовуванням інтеграли множаться на постійні вагові коефіцієнти $(1/M_n)$ та $(1/N_n \cos \varphi(t_n))$.

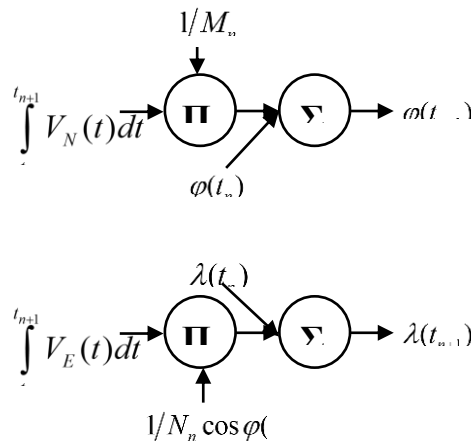


Рисунок 2. Загальний вигляд схеми, що реалізує операції підсумовування та множення для підрахунку координат

На значення інтегралів $\int_{t_n}^{t_{n+1}} V_N(t)dt$ та $\int_{t_n}^{t_{n+1}} V_E(t)dt$ впливає вид підінтегральних функцій на відрізку часу $[t_n; t_{n+1}]$, які, своєю чергою, визначаються як:

$$\begin{aligned} V_N &= V_x \cos K - V_y \sin K + V_T \cos K_T; \\ V_E &= V_x \sin K + V_y \cos K + V_T \sin K_T, \end{aligned} \tag{5}$$

де V_x, V_y – поздовжня і поперечна складові відносної швидкості судна; K – його справжній курс; V_T – швидкість течії; K_T – справжній курс течії.

Тоді, з урахуванням виразу (5) інтеграли $\int_{t_n}^{t_{n+1}} V_N(t)dt$ та $\int_{t_n}^{t_{n+1}} V_E(t)dt$ мають такий вигляд:

$$\begin{aligned} \int_{t_n}^{t_{n+1}} V_N(t)dt &= \int_{t_n}^{t_{n+1}} (V_x \cos K - V_y \sin K)dt + \int_{t_n}^{t_{n+1}} V_T \cos K_T dt; \\ \int_{t_n}^{t_{n+1}} V_E(t)dt &= \int_{t_n}^{t_{n+1}} (V_x \sin K + V_y \cos K)dt + \int_{t_n}^{t_{n+1}} V_T \sin K_T dt. \end{aligned} \tag{6}$$

Для формування кінематичного вектору Y_{cin} задіяні перші доданки у формулі (6). Їхнє прогнозування здійснює двошарова нейронна мережа НМ «Сінематика» (рис. 3), на вхід якої надходить вектор $X_{cin} = (V_x(t_n), V_y(t_n), K(t_n), V_x(t_{n+1}), V_y(t_{n+1}), K(t_{n+1}))^T$. Подібно до мережі «Fault», її перший шар нейронів має нелінійні монотонно зростаючі безперервні та обмежені функції активації, другий – має два нейрони з тотожною функцією активізації.

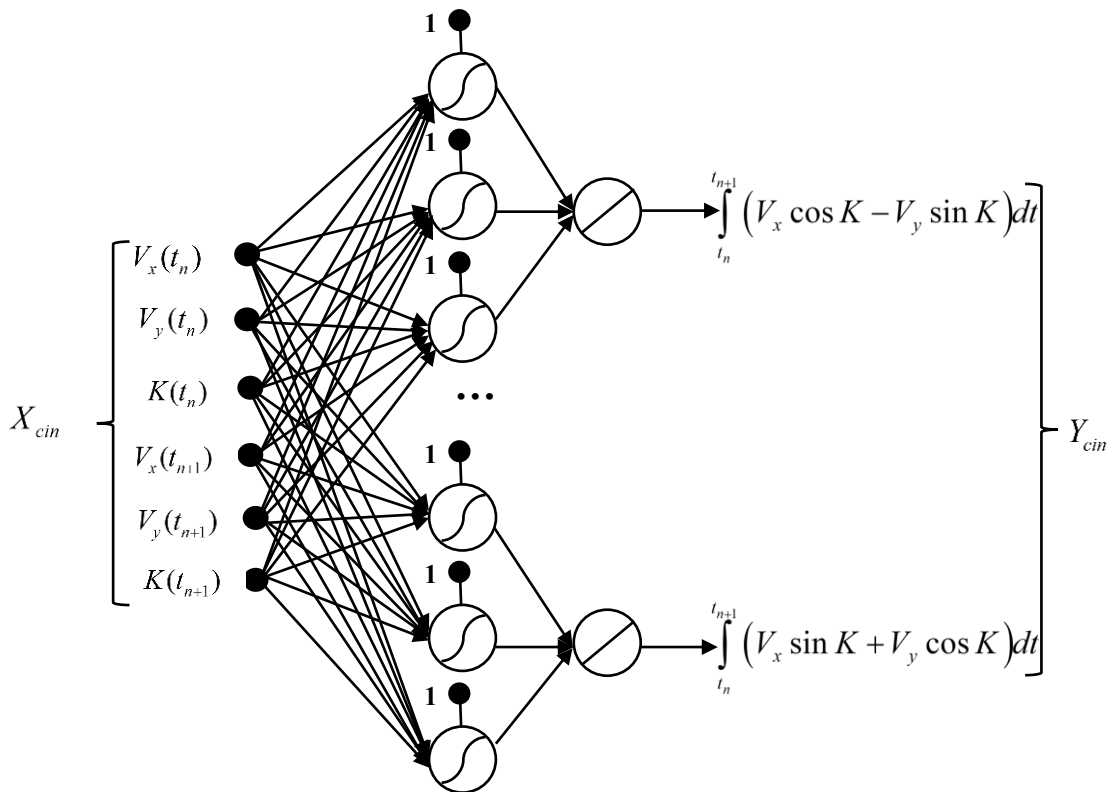


Рисунок 3. Архітектура нейронної мережі НМ «Сінематика»

Інтеграл з лівої частини співвідношення (6) формуються суматорами, на входи яких надходить інформація з виходу НМ «Cinematika» й інтеграл від складових течії (рис. 4).

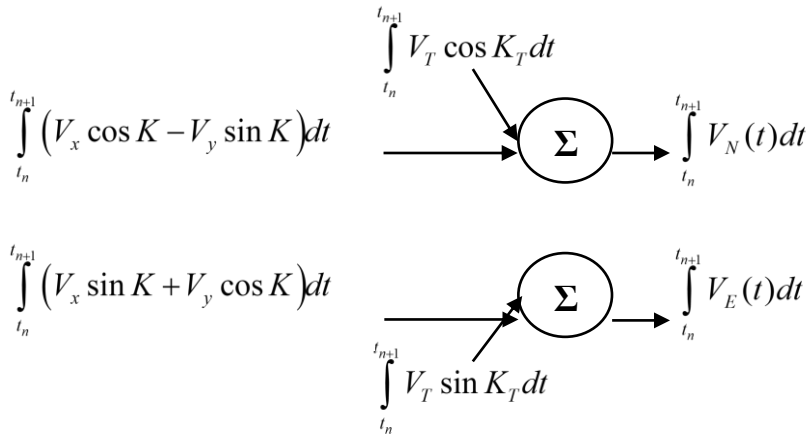


Рисунок 4. Загальний вигляд суматорів, що враховують складові швидкості течії та інформацію з виходів НМ «Cinematika»

Для прогнозування на крок вперед складових швидкості та курсу, відповідно до принципу кінетостатики, запишемо рівняння руху судна у вигляді

$$F_x = 0; F_y = 0; M_z = 0, \tag{7}$$

де F_x, F_y – проекції сумарного вектора сил, у т. ч. сили інерції, на осі рухомої системи координат (Gx спрямована у бік носа, Gy – у бік правого борту); M_z – проекція головного моменту, у т. ч. момент сили інерції, сил на вертикальну вісь Gz (спрямована вниз).

Розглянемо структуру зусиль і моменту (ліві частини виразів (7)), що діють на судно:

$$\begin{aligned} F_x &= F_x^c + F_x^{in} + F_x^v + F_x^P + F_x^R + F_x^A + F_x^W; \\ F_y &= F_y^c + F_y^{in} + F_y^v + F_y^P + F_y^R + F_y^A + F_y^W; \\ M_z &= M_z^c + M_z^{in} + M_z^v + M_z^P + M_z^R + M_z^A + M_z^W, \end{aligned} \tag{8}$$

де верхні індекси при доданках позначають сили та момент так: c – відцентрові; in – інерційної природи; v – неінерційної природи; P – з боку рушія (наприклад, гвинти); R – з боку керма; A – аеродинамічні; W – з боку хвиль, що набігають.

Відцентрові сили та момент визначаються так [2]: $F_x^c = mV_y\omega$; $F_y^c = -mV_x\omega$; $M_z^c = 0$, де c – маса судна; $\omega = \frac{dK}{dt}$ – кутова швидкість повороту судна.

Для визначення сил та моменту інерційної природи (за умови нехтування асиметрією судна щодо площини Gyz) скористуємося відомими виразами [10]:

$$\begin{aligned} F_x^{in} &= -(m + \lambda_{11})V_x^g + (m + \lambda_{22})V_y\omega; \\ F_y^{in} &= -(m + \lambda_{22})V_y^g - (m + \lambda_{11})V_x\omega; \\ M_z^{in} &= (J_z + \lambda_{66})\omega^g + (\lambda_{11} - \lambda_{22})V_xV_y, \end{aligned}$$

де J_z – момент інерції щодо осі Gz ; $\lambda_{11}, \lambda_{22}$ – приєднані маси судна; λ_{66} – приєднаний момент інерції щодо осі Gz .

Сили та момент неінерційної природи мають дві складові – позиційні та обертальні. Перші залежать від кута дрейфу та відносної швидкості судна, тобто є функціями V_x, V_y , другі – від швидкості повороту ω і відносної швидкості. Нехтування обертальними впливами для поздовжньої осі призводить до таких співвідношень:

$$\begin{aligned} F_x^v &= F_x^v(V_x, V_y); \\ F_y^v &= F_y^v(V_x, V_y, \omega); \\ M_z^v &= M_z^v(V_x, V_y, \omega). \end{aligned}$$

Силі дії з боку гвинтового рушія визначаються такими виразами [10]:

$$\begin{aligned} F_x^P &= k_1 \rho n^2 D^4; \\ F_y^P &= \rho n^2 D^4 |2k_{q0} - J_p (dk_{q0}/dJ_p)| J_p \operatorname{tg} \chi \beta_k; \\ M_z^P &= -F_y^P l_k, \end{aligned} \quad (9)$$

де k_1 – коефіцієнт упору гвинта; ρ – густина води; D – діаметр гвинта; n – частота обертання гвинта; k_{q0} – коефіцієнт моменту гвинта на валу в швартовному режимі; J_p – відносна хода; χ – коефіцієнт скосу потоку; β_k – місцевий кут дрейфу; l_k – відстань від центру тяжкості судна до місця встановлення гвинта.

Коефіцієнт упору гвинта залежить від відносної ходи $k_1 = k_1(J_p)$, яка визначається співвідношенням $J_p = \frac{(1-\psi_p)V_x}{nD}$, де ψ_p – коефіцієнт попутного потоку. У разі косоного потоку складова F_x^P змінюватиметься в порівнянні з її значенням при осьовому натіканні [15] через залежність ψ_p від місцевого кута дрейфу β_k . Місцевий кут дрейфу дорівнює:

$$\beta_k = -\arcsin \left(\frac{V_y - l_k \omega}{\sqrt{(V_y - l_k \omega)^2 + V_x^2}} \right). \text{ Тому тяга } F_x^P \text{ також залежить і від величин } V_y, \omega.$$

Отже, співвідношення (9) підштовхують до висновку про те, що бічна сила гвинта F_y^P залежатиме від чотирьох величин: V_x, V_y, ω, n . Проте за практичних розрахунків керованості враховується лише її момент [10]:

$$\begin{aligned} F_x^P &= F_x^P(V_x, V_y, \omega, n); \\ F_y^P &\approx 0; \\ M_z^P &= M_z^P(V_x, V_y, \omega, n). \end{aligned}$$

Сили та моменти, що впливають на корпус судна з боку керма визначаються як [10]:

$$\begin{aligned} F_x^R &= C_{XR} (\rho/2) (V_x^2 + V_y^2) A_{RE}; \\ F_y^R &= C_{YR} (\rho/2) (V_x^2 + V_y^2) A_{RE}; \\ M_z^R &= F_y^R l_R, \end{aligned}$$

де C_{XR}, C_{YR} – коефіцієнти поздовжньої та поперечної сил керма; A_{RE} – наведена (ефективна) площа керма в плані; l_R – відстань від центру ваги судна до місця встановлення керма.

Коефіцієнти C_{XR}, C_{YR} залежать від кута атаки на кермо α , який визначається з [10]:

$$\alpha = \delta - \gamma_E \left(\beta + \frac{l_R}{\sqrt{V_x^2 + V_y^2}} \omega \right),$$

де γ_E – наведений коефіцієнт впливу корпусу і гвинта на напрямок потоку, що набігає на кермо; β – кут дрейфу судна.

Коефіцієнт γ_E є добутком $\gamma_E = \gamma_1 \gamma_2$, де γ_1 – коефіцієнт впливу корпусу; γ_2 – коефіцієнт впливу гвинта, що залежить від частоти його обертання n .

Наведена площа $A_{RE} = A_{RO} + A_{RD}(1 + C_T)$, де A_{RO} – площа керма, що не потрапляє в потік від гвинта; A_{RD} – площа керма, розташована у гвинтовому струмені; C_T – коефіцієнт навантаження гвинта по упору, що залежить від n при фіксованій швидкості осьового натікання.

На основі наведених вище міркувань отримуємо:

$$\begin{aligned} F_x^R &= F_x^R(V_x, V_y, \omega, \delta, n); \\ F_y^R &= F_y^R(V_x, V_y, \omega, \delta, n); \\ M_z^R &= M_z^R(V_x, V_y, \omega, \delta, n). \end{aligned}$$

Аеродинамічні дії визначаються такими співвідношеннями [10]:

$$\begin{aligned} F_x^A &= C_{AX}(\rho/2)V_R^2 A_{VB}; \\ F_y^A &= C_{AY}(\rho/2)V_R^2 A_{VL}; \\ M_z^A &= C_{AM}(\rho/2)V_R^2 A_{VL}L, \end{aligned}$$

де C_{AX}, C_{AY}, C_{AM} – аеродинамічні коефіцієнти, що залежать від курсового кута α_R відносного вітру; V_R – модуль вектора швидкості відносного вітру; L – довжина судна по ватерлінії; A_{VB}, A_{VL} – площі проєкцій надводної частини корпусу на площину мідель-шпангоуту і діаметральну площину відповідно.

Отже, аеродинамічні сили та момент є функціями елементів відносного вітру V_R, α_R .

Середні сили та момент, що впливають на судно з боку регулярного хвилювання [10]:

$$\begin{aligned} F_x^W &= C_{wx} \rho g L (0,1 - \cos \gamma) (h/2)^2 \cdot \left(1,0 + A_{2x} \frac{V_n \omega_w}{g} \right) \cdot \exp \left(-A_1 \frac{2\pi g}{\omega_w^2 L} \right); \\ F_y^W &= C_{wy} \rho g L \sin \gamma (h/2)^2 \cdot \left(1,0 + A_{2y} \frac{V_n \omega_w}{g} \right) \cdot \exp \left(-A_1 \frac{2\pi g}{\omega_w^2 L} \right); \\ M_z^W &= C_{wm} \rho g L^2 \sin 2\gamma (h/2)^2 \cdot \left(1,0 + A_{2m} \frac{V_n \omega_w}{g} \right) \cdot \exp \left(-A_1 \frac{2\pi g}{\omega_w^2 L} \right), \end{aligned}$$

де $C_{wx}, C_{wy}, C_{wm}, A_{2x}, A_{2y}, A_{2m}$ – коефіцієнти, що залежать від геометричних характеристик корпусу; $A_1 = const$; h, γ, ω_w – висота, курсовий кут, кругова частота хвилювання відповідно; g – прискорення вільного падіння; V_n – проєкція вектора відносної швидкості на напрямок поширення хвиль. Кругова частота хвилювання, своєю чергою, виражається його період τ відомим співвідношенням $\omega_w = 2\pi/\tau$.

Отже, сили та момент хвильового характеру видаються як функції своїх змінних:

$$\begin{aligned} F_x^W &= F_x^W(h, \gamma, \tau, V_x, V_y); \\ F_y^W &= F_y^W(h, \gamma, \tau, V_x, V_y); \\ M_z^W &= M_z^W(h, \gamma, \tau, V_x, V_y). \end{aligned}$$

Аналіз залежностей окремих складових правих частин рівнянь (8), свідчить:

$$\begin{aligned} \overset{g}{V}_x &= f_x(V_x, V_y, \omega, n, \delta, V_R, \alpha_R, h, \gamma, \tau); \\ \overset{g}{V}_y &= f_y(V_x, V_y, \omega, n, \delta, V_R, \alpha_R, h, \gamma, \tau); \\ \overset{g}{\omega} &= f_\omega(V_x, V_y, \omega, n, \delta, V_R, \alpha_R, h, \gamma, \tau), \end{aligned} \tag{10}$$

де f_x, f_y, f_ω – безперервні функції.

За результатами інтегрування співвідношення (10) на проміжку часу $[t_{n-1}; t_n]$, маємо:

$$\begin{aligned} V_x(t_n) &= V_x(t_{n-1}) + \int_{t_{n-1}}^{t_n} f_x(g) dt; \\ V_y(t_n) &= V_y(t_{n-1}) + \int_{t_{n-1}}^{t_n} f_y(g) dt; \\ \omega(t_n) &= \omega(t_{n-1}) + \int_{t_{n-1}}^{t_n} f_\omega(g) dt. \end{aligned} \tag{11}$$

Значення інтегралів з правої частини виразів (11) визначаються виглядом функцій f_x, f_y, f_ω на проміжку $[t_{n-1}; t_n]$. Відомо, що у дискретній моделі інтеграли визначаються приблизно значеннями даних функцій на кінцях часового відрізка. Це пояснюється, тим, що їхня поведінка на внутрішніх точках невідома, а також тим, що величини V_x, V_y, ω на правій межі t_n невідомі, тому що вони самі і є шуканими параметрами. Отже, справедливо:

$$\begin{aligned} V_x(t_n) &= F_{VX}^1(X_{n-1}); \\ V_y(t_n) &= F_{VY}^1(X_{n-1}); \\ \omega(t_n) &= F_\omega^1(X_{n-1}), \end{aligned}$$

де вхідний вектор $X_{n-1} = \left(\begin{array}{l} V_x(t_{n-1}), V_y(t_{n-1}), \omega(t_{n-1}); \\ n(t_{n-1}), \delta(t_{n-1}), V_R(t_{n-1}), \alpha_R(t_{n-1}), h(t_{n-1}), \gamma(t_{n-1}), \tau(t_{n-1}); \\ n(t_n), \delta(t_n), V_R(t_n), \alpha_R(t_n), h(t_n), \gamma(t_n), \tau(t_n). \end{array} \right)$

Аналогічні співвідношення запишемо для моменту часу t_{n+1} :

$$\begin{aligned} V_x(t_{n+1}) &= F_{VX}^2(X_n); \\ V_y(t_{n+1}) &= F_{VY}^2(X_n); \\ \omega(t_{n+1}) &= F_\omega^2(X_n), \end{aligned}$$

де вхідний вектор $X_n = \left(\begin{array}{l} V_x(t_n), V_y(t_n), \omega(t_n); \\ n(t_n), \delta(t_n), V_R(t_n), \alpha_R(t_n), h(t_n), \gamma(t_n), \tau(t_n); \\ n(t_{n+1}), \delta(t_{n+1}), V_R(t_{n+1}), \alpha_R(t_{n+1}), h(t_{n+1}), \gamma(t_{n+1}), \tau(t_{n+1}). \end{array} \right)$

Перепишемо останній вектор у вигляді

$$X_n = \left(\begin{array}{l} F_{VX}^1(X_{n-1}), F_{VY}^1(X_{n-1}), F_{\omega}^1(X_{n-1}); \\ n(t_n), \delta(t_n), V_R(t_n), \alpha_R(t_n), h(t_n), \gamma(t_n), \tau(t_n); \\ n(t_{n+1}), \delta(t_{n+1}), V_R(t_{n+1}), \alpha_R(t_{n+1}), h(t_{n+1}), \gamma(t_{n+1}), \tau(t_{n+1}). \end{array} \right)$$

Другий умовний рядок вектора X_n входить до складу вектора X_{n-1} , тому:

$$\begin{aligned} V_x(t_{n+1}) &= F_{VX}(X_{\text{din}}); \\ V_y(t_{n+1}) &= F_{VY}(X_{\text{din}}); \\ \omega(t_{n+1}) &= F_{\omega}(X_{\text{din}}), \end{aligned} \quad (12)$$

$$\text{де вектор } X_n = \left(\begin{array}{l} V_x(t_{n-1}), V_y(t_{n-1}), \omega(t_{n-1}); \\ n(t_{n-1}), \delta(t_{n-1}), V_R(t_{n-1}), \alpha_R(t_{n-1}), h(t_{n-1}), \gamma(t_{n-1}), \tau(t_{n-1}); \\ n(t_n), \delta(t_n), V_R(t_n), \alpha_R(t_n), h(t_n), \gamma(t_n), \tau(t_n); \\ n(t_{n+1}), \delta(t_{n+1}), V_R(t_{n+1}), \alpha_R(t_{n+1}), h(t_{n+1}), \gamma(t_{n+1}), \tau(t_{n+1}). \end{array} \right)$$

Курс судна на час t_{n+1} може бути отриманий з використанням формули трапецій:

$$K(t_{n+1}) = K(t_n) + [\omega(t_n) + \omega(t_{n+1})](\Delta t/2).$$

З урахуванням виразу (12) для $\omega(t_{n+1})$ і відповідного співвідношення для $\omega(t_n)$ отримаємо

$$K(t_{n+1}) = K(t_n) + [F_{\omega}^1(X_{n-1}) + F_{\omega}(X_{\text{din}})](\Delta t/2).$$

Оскільки всі складові вектора X_{n-1} є водночас і складовими вектора X_{din} , то справедливо:

$$K(t_{n+1}) = F_K(X_{\text{din}}, K(t_n)).$$

Позначивши $Y_{\text{din}} = (V_x(t_{n+1}), V_y(t_{n+1}), K(t_{n+1}))^T$, отримаємо відображення

$$Y_{\text{din}} = F_{\text{din}}(X_{\text{din}}, K(t_n)), \quad (13)$$

де F_{din} – відображення векторного простору, якому належить складовий вектор $[X_{\text{din}}, K(t_n)]$, на векторний простір, елементом якого є Y_{din} .

Відображення (13) може бути виконане з будь-якою заданою точністю НМ «Dinamika», яка задовольняє умовам теореми універсальної апроксимації, точніше, – зв'язкою з трьох таких мереж (рис. 5). У зв'язці мереж є нейронна мережа, що прогнозує швидкість дрейфу судна. Варіанти реалізації НМ «Dinamika» розглянуті у [11].

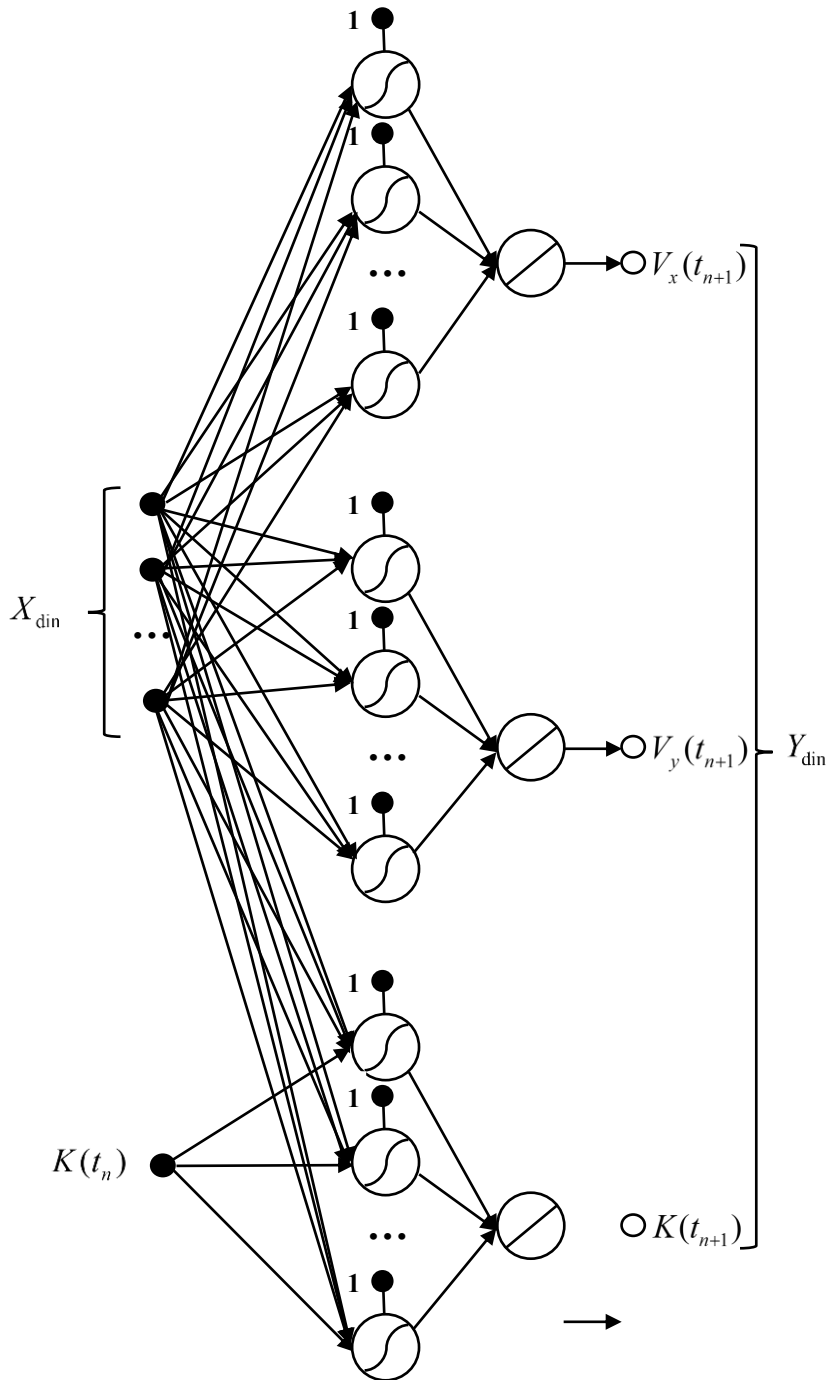


Рисунок 5. Архітектура нейронної мережі «Dinamika»

До складу прогнозуючої моделі входять три нейронні мережі: «Dinamika», «Sinematika» і «Fault» (рис. 6). Вільні параметри першої нейронної мережі «Dinamika» залежать від фізичних показників конкретного судна, тому ця НМ має навчатися на зразках, одержаних внаслідок проведення натурних спостережень. Інші мережі не залежать від фізичних показників конкретного судна, тому вони можуть бути навчені заздалегідь, у «лабораторних умовах». Тут можливі три варіанти.

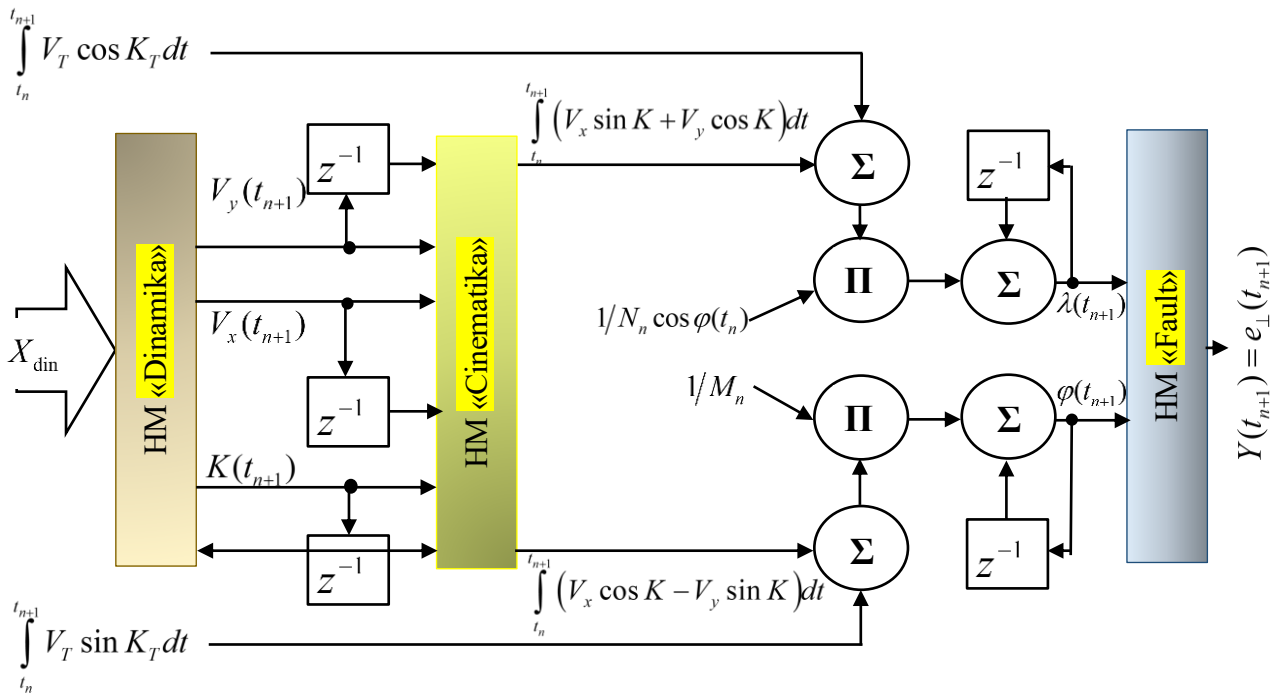


Рисунок 6. Загальна схема нейромережевої моделі для прогнозу помилки стабілізації судна на траскторії

У першому варіанті мережа навчається безпосередньо з її вхідними зразками: $\{[X_{din}, K(t_n)], Y_{din}\}$. У другому варіанті використовуються зразки $\{[X_{din}, K(t_n)], Y_{cin}\}$. При цьому натурні спостереження можуть проводитися спеціально або зразки формуються у процесі поточної експлуатації судна. У третьому варіанті для налаштування мережі використовуються пари $\{[X_{din}, K(t_n)], Y = e_{\perp}\}$. У ході експерименту намагаються помилку стабілізації e_{\perp} варіювати у досить широких межах.

Запропоновану архітектуру нейромережевої прогнозуючої моделі вдалося реалізувати в пакеті Neural Network Toolbox на основі MATLAB, де всі суматори та блоки множення були представлені у вигляді нейронних мереж. Таким чином, архітектура системи являє собою єдину нейронну мережу, що складається з шістнадцяти шарів, шести входів (одного векторного X_{din} і п'яти скалярних) та одного виходу $Y = e_{\perp}$. Скалярними входами є величини $K(t_n)$, $\varphi(t_n)$, $\lambda(t_n)$ і два інтеграли від складових течії (другі складові правих частин виразу (6)). Розроблена нейронна мережа технічно здатна до навчання, що може бути реалізовано у MATLAB.

Висновки. У рамках стандартних обмежень на основі рівнянь руху судна в заданих умовах плавання може бути побудована прогнозуюча модель для використання в алгоритмі адаптивної стабілізації судна на заданій траскторії (маршруті). Прогнозуюча модель має у своєму складі три нейронні мережі, пов'язані блоками складання, множення та одиничних затримок. Кожна нейронна мережа задовольняє умовам теореми про універсальну апроксимацію та є двошаровою мережею прямого поширення, нейрони прихованого шару якої мають нелінійні функції активації, а нейрони вихідного шару – тотожні.

Перша нейронна мережа відображає алгоритм отримання помилки відхилення від маршруту в

перпендикулярному напрямку і не має прямого відношення до руху загалом. Для визначення відхилення необхідно знати лише геодезичні координати об'єкта на даний момент та параметри, що задають маршрут на еліпсоїді. Друга мережа перетворює кінематичні параметри (курс, поздовжня та поперечна відносна швидкість) рухомого об'єкта, що рухається поверхнею еліпсоїда, у приріст координат, пройдені відносно води. Третя нейронна мережа відповідає за динаміку судна.

Синтез прогнозуючої моделі в MATLAB показав можливість її представлення у вигляді єдиної нейронної мережі з фіксованою архітектурою. Запропонована нейромережева модель має концептуальний характер і для її практичного використання вимагає вирішення ряду завдань, наприклад визначення методів навчання всіх складових мережі. Метод навчання складається з алгоритму формування набору датасетів та алгоритму налаштування вільних параметрів мережі. Не менш важливим є синтез алгоритмів тестування мереж для визначення критеріїв можливості використання мереж у структурі прогнозуючої моделі. Після перевірки адекватності прогнозуючої моделі слід її використовувати для адаптивного утримання судна на траєкторії.

ЛІТЕРАТУРА

1. Вагущенко Л. Л. Системы автоматического управления движением судна / Л. Л. Вагущенко, Н. Н. Цымбал. – Одесса: Фенікс, 2007. – 328 с.
2. Fossen T. I. Handbook of Marine Craft Hydrodynamic and Motion Control / T.I. Fossen. – Chichester: John Wiley & Sons Ltd, 2011. – XVIII. — 575 p.
3. Timchenko V. L. Optimization of nonlinear systems of variable structure for control of marine moving vehicles / V. L. Timchenko, O. A. Ukhin, D. O. Lebedev // Journal of Automation and Information Sciences. – 2017. – Vol.49. – Is.7. – Pp. 33-47. DOI: 10.1615/JAutomatInfScien.v49.i7.30.
4. Reese B. M. A graph search and neural network approach to adaptive nonlinear model predictive control / B.M. Reese, E.G. Collins Jr. // Engineering Applications of Artificial Intelligence. – 2016. – Vol.55. – Pp. 250-268. DOI: 10.1016/j.engappai.2016.07.001.
5. Soloway D. I. Neural generalized predictive control / D. Soloway, P.J. Haley // Proceedings of the 1996 IEEE International Symposium on Intelligent Control. – IEEE, 1996. – Pp. 277-282. DOI: 10.1109/ISIC.1996.556214.
6. Hui Z. Neural network robust control of ship trajectory tracking / Z. Hui, S. Ji-hong // Mechatronics and Automation (ICMA), 2014 IEEE International Conference on. – IEEE, 2014. – Pp. 1371-1375. DOI: 10.1109/ICMA.2014.6885899.
7. Liu C. Adaptive NN-DSC Control Design for Path Following of Underactuated Surface Vessels with Input Saturation / C. Liu, C.P. Chen, Z. Zou, T. Li // Neurocomputing. – 2017. – Vol. 267. – Pp. 466-474. DOI: 10.1016/j.neucom.2017.06.042.
8. Kula K. S. Model-based controller for ship track-keeping using neural network / K.S. Kula // Cybernetics (CYBCONF), 2015 IEEE 2nd International Conference on. – IEEE, 2015. – Pp. 178-183. DOI: 10.1109/CYBConf.2015.7175928.
9. Haykin S. Neural Networks and Learning Machines: Third Edition / S. Haykin. – New York: Prentice Hall, 2009. – xxx. – 906 p.
10. Справочник по теории корабля: в трех томах / под ред. Я. И. Войткунского. – Л.: Судостроение, 1985. – Т. 3. Управляемость водоизмещающих судов. Гидродинамика судов с динамическими принципами поддержания. – 539 с.
11. Гофман А. Д. Движительно-рулевой комплекс и маневрирование судна: справ. / А. Д. Гофман. – Л.: Судостроение, 1988. – 360 с.

REFERENCES

1. Vagushchenko, L. L., and N. N. Tsymbal. *Sistemy avtomaticheskogo upravleniya dvizheniem sudna*. Odessa: Feniks, 2007.
2. Fossen, Thor. I. *Handbook of Marine Craft Hydrodynamics and Motion Control*. Chichester: John Wiley & Sons Ltd, 2011.
3. Timchenko, Victor L., Oleg A. Ukhin, and Denis O. Lebedev. «Optimization of Nonlinear Systems of Variable Structure for Control of Marine Moving Vehicles» *Journal of Automation and Information Sciences* 49.7 (2017): 33-47. DOI: 10.1615/JAutomat Inf Scien.v49.i7.30.

4. Reese, Brandon M., and Emmanuel G. Collins Jr. «A graph search and neural network approach to adaptive nonlinear model predictive control» *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 55 (2016): 250–268. DOI: 10.1016/j.engappai.2016.07.001.
5. Soloway, Donald, and Pamela J. Haley. «Neural generalized predictive control. A Newton-Raphson Implementation» *Proceedings of the 1996 IEEE International Symposium on Intelligent Control*. IEEE, 1996. 277–282. DOI: 10.1109/ISIC.1996.556214.
6. Hui, Zhao, and Shen Ji-Hong. «Neural network robust control of ship trajectory tracking» *Mechatronics and Automation (ICMA)*, 2014 IEEE International Conference on. IEEE, 2014: 1371–1375. DOI: 10.1109/ICMA.2014.6885899.
7. Liu, Cheng, C. Philip Chen, Zaojian Zou, and Tieshan Li. «Adaptive NN-DSC control design for path following of underactuated surface vessels with input saturation» *Neurocomputing* 267 (2017): 466-474. DOI: 10.1016/j.neucom.2017.06.042.
8. Kula, Krzysztof S. «Model-based controller for ship track-keeping using Neural Network» *Cybernetics (CYBCONF)*, 2015 IEEE 2nd International Conference on. IEEE, 2015: 178-183. DOI: 10.1109/CYBConf.2015.7175928.
9. Haykin, Simon. *Neural Networks and Learning Machines: Third Edition*. New York: Prentice Hall, 2009.
10. Voitkunsky, Ya. I. «Manoeuvrability of conventional ships. Hydrodynamics of gliders hydrofoils and hovercrafts» *Ship Theory Handbook*. L.: Sudostroenie, 1985.
11. Gofman, A. D. *Dvizhitel'no-rulevoi kompleks i manevrirovaniye sudna: spravochnik*. L.: Sudostroenie, 1988.

Zazirnyi A. A., Hroshev O. V., Vechurko O.M.

ONCEPTUAL APPROACH TO SOLVING THE PROBLEM OF SHIP STABILIZATION ON A TRAJECTORY BASED ON THE USE OF NEURAL NETWORKS

The aim of the article is to build a predictive model for use in the algorithm of adaptive stabilization of a vessel on a given trajectory based on neural networks. A scheme of a predictive model of vessel stabilization error on a trajectory based on a family of neural networks is proposed. The final composition of the model is presented in the form of a single neural network, which cannot be attributed to any standard type. A procedure for training a neural network predictive model is proposed. Two neural networks, the free parameters of which do not depend on the physical characteristics of the vessel, can be trained in advance. A neural network responsible for forming the dynamics of vessel behavior can be trained using two approaches. If a specific vessel is considered, then one-time network training is used. Samples for such training are the results of specially conducted experiments or even generated data based on a reliable simulation model, the confidence of which has a high degree of confidence. With this approach, a batch training mode is mainly used. If samples are sequentially received into current operation, the network collects information about the physical properties of such vessels, and in this case the network coefficients are adjusted each time a new sample is received. The first approach provides faster learning compared to the second, but requires special experiments. With sequential adjustment of the neural network, special experiments are not required, but achieving the required forecast accuracy requires more time. Synthesis of the predictive model in MATLAB showed the possibility of its representation in the form of a single neural network with a fixed architecture. The proposed neural network model is conceptual in nature and requires solving a number of problems, such as determining the methods for training all components of the network. The training method consists of an algorithm for forming a set of datasets and an algorithm for setting free network parameters. The prospect of further improving the neural network predictive model is to take into account the flow elements at the input, which will simplify the architecture of the neural network.

Keywords: ship handling, maritime safety, neural network, vessel, trajectory, algorithm, model, automatic stabilization, wave, propulsor