

УДК 656.61.052

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ СУДНА ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ УПРАВЛЕНИЯ

Зинченко С. Н., к.т.н., старший преподаватель кафедры управления судном Херсонской государственной морской академии, e-mail: srz56@gmail.com;

Ляшенко В. Г., заведующий лабораторией «Электронные тренажеры» Херсонской государственной морской академии, e-mail: srz56@gmail.com

Рассмотрены вопросы синтеза нейросетевой модели судна в процессе его штатной эксплуатации и последующего ее использования для решения различных задач управления. На примере задачи оценки маневренных возможностей судна показано, что синтезированная в процессе штатной эксплуатации нейронная сеть позволяет с высокой точностью прогнозировать движение судна на всех участках движения (разгон, торможение, изменение курса), а также на участках циркуляции, вне данных обучающих выборок. Это связано с тем, что динамика судна определяется только взаимным положением вектора скорости судна относительно его диаметральной плоскости и не зависит от курсового угла. Данное обстоятельство позволяет оценить не только разгонные, тормозные но и циркуляционные характеристики судна по измеренным параметрам движения в процессе штатной эксплуатации, без проведения специального маневрирования.

Ключевые слова: нейросетевая модель, маневрирование судна.

Вступление. В системах управления подвижными объектами могут использоваться математические модели объектов управления для расширения возможностей и повышения качества управления. Однако, трудности использования таких методов состоят в получении самой математической модели, особенно для сугубо нелинейных объектов. К таким объектам, в частности, относятся и суда, которые одновременно работают в двух средах со сложной динамикой взаимодействия с каждой из них. Кроме того, характеристики судна со временем существенно изменяются из-за агрессивной внешней среды, обрастания корпуса планктоном, моллюсками и все больше отличаются от паспортных на момент сдаточных испытаний. Это увеличивает риск ошибки при управлении с моделью. Оценка изменяющихся параметров математической модели может быть произведена с помощью различных методов параметрической идентификации. Теоретические основы методов параметрической идентификации изложены во многих источниках, например, [1–3] и др. В работе [4] используется унифицированная математическая модель судна в виде системы дифференциальных уравнений 9-го порядка. Входящие в математическую модель коэффициенты рассчитываются путем разложения в ряд Тейлора и удержания составляющих до второго порядка включительно. Особенности судна учитываются соответствующим подбором коэффициентов разложения. Для учета изменений маневренных характеристик судна коэффициенты разложения необходимо периодически уточнять. Эти методы ориентированы на получение оценок отдельных параметров математической модели объекта управления, а не математической модели в целом.

В последнее время в системах управления все чаще используются математические модели объектов управления в виде нейронных сетей [5–9]. В отличие от классических методов идентификации, нейронные сети в состоянии идентифицировать не только отдельные параметры математической модели, но и всю математическую модель в целом. Это особенно важно для сугубо нелинейных объектов управления, для которых знания о характере взаимодействия со средой погружения приближенны [10, 11].

Целью настоящей статьи является разработка алгоритмов синтеза математической модели судна, как нейронной сети (НС) с последующим ее использованием для решения различных задач управления: оценки маневренных возможностей, прогнозирования движения, синтеза оптимального управления, проведения швартовых операций в автоматическом режиме и т.п. Показано, что синтезированная НС по собранной в процессе штатной эксплуатации информации (движение по заданному маршруту с постоянной скоростью, периодические изменения курса, разгон, доразгон и торможение) позволяет не только аппроксимировать поведение судна в пределах обучающих выборок, но и на

участках циркуляции, где углы разворота судна значительно больше углов в обучающих выборках. Такая возможность связана с тем, что динамика взаимодействия судна с водой определяется положением вектора скорости в связанной системе координат и не зависит от курсового угла. На участках циркуляции этот угол не превышает 20–30 град, поэтому НС, синтезированная на обучающих выборках, собранных в процессе штатной эксплуатации судна, способна хорошо аппроксимировать движение судна и на циркуляции.

Разработанные алгоритмы:

- предоставляют актуальную информацию о маневренных возможностях судна;
- позволяют определять маневренные возможности без проведения специальных натуральных испытаний;
- существенно облегчают судоводителю задачу по определению маневренных возможностей для реальных условий погружения в среду взаимодействия;
- существенно увеличивают точность оценки маневренных возможностей и уменьшают риск столкновения судов при решении задач расхождения.

С учетом выше сказанного, решение задачи является актуальным.

Решение задачи. Блок-схема задачи представлена на рис. 1.

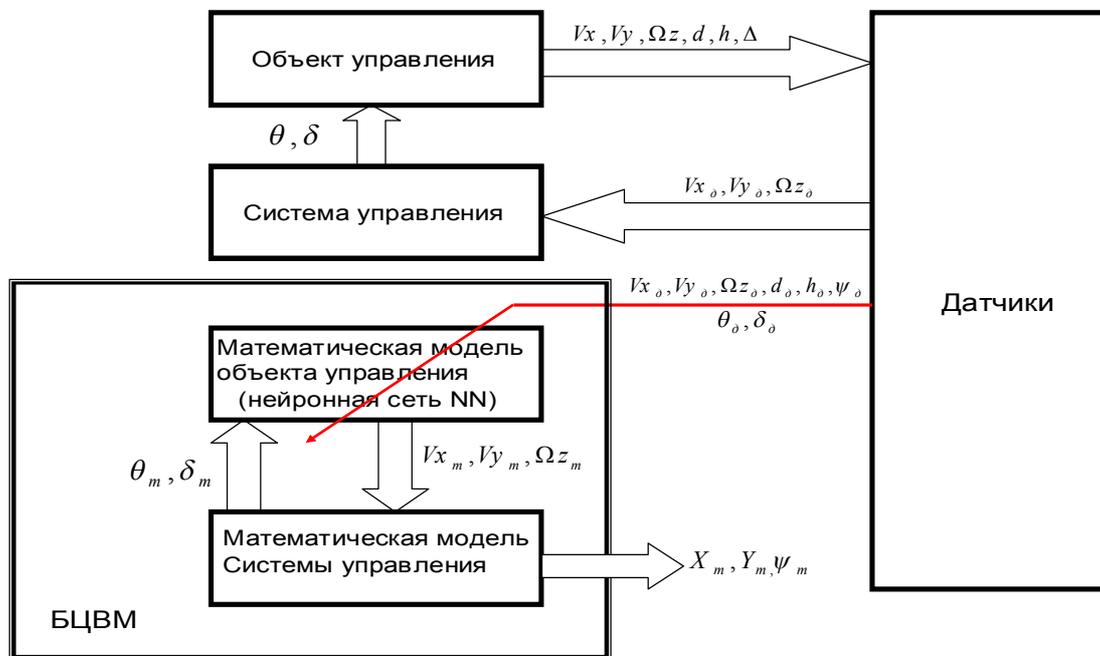


Рисунок 1- Блок схема задачи

Векторное уравнение движения судна, как нелинейного объекта управления, можно записать в виде конечных разностей:

$$X(n+1) = F(X(n-j), U(n-j), P(n-j)), j=0..m, \quad (1)$$

где $F(*)$ – нелинейный оператор преобразования последовательности векторов состояния судна $X(n-j)$, $j=0..m$, последовательности векторов управлений $U(n-j)$ и последовательности векторов параметров погружения $P(n-j)$, $j=0..m$ на текущем и предыдущих шагах вычисления в вектор состояния судна $X(n+1)$ на следующем шаге вычисления (математическая модель судна):

$$X(n-j) = (Vx(n-j), Vy(n-j), \Omega z(n-j)),$$

– вектор состояния судна на $(n-j)$ шаге вычисления, $j=0..m$:

$$Vx(n-j), Vy(n-j), \Omega z(n-j),$$

где $j=0..m$ – линейные и угловая скорость судна вдоль осей связанной системы координат (ССК);

$$U(n-j) = (\theta(n-j), \delta(n-j));$$

– вектор управления на $(n-j)$ шаге вычислений, $j=0..m$:

$$\theta(n-j), \delta(n-j);$$

– углы отклонения телеграфа и руля направления на $(n-j)$ шаге вычисления, $j=0..m$:

$$P(n-j) = (d(n-j), h(n-j), \Delta(n-j));$$

– вектор параметров погружения на $(n-j)$ шаге вычисления, $j=0..m$:

$$d(n-j), h(n-j), \Delta(n-j);$$

– осадка судна, глубина под килем и дифферент на $(n-j)$ шаге вычисления, $j=0..m$.

Для идентификации математической модели F^* , представленной уравнением (1), выбрана нейронная сеть (2):

$$[X(n+1)] = NN_{8,10,3}^2[X(n), X(n-1), U(n), U(n-1), P(n)], \quad (2)$$

состоящая из входного, выходного и одного скрытого слоя. Входной слой состоит из 8 нейронов, на вход которых поступают:

– 3 параметра вектора состояния:

$$X(n) = (Vx(n), Vy(n), \Omega z(n)),$$

– 2 управляющих параметра:

$$U(n) = (\theta(n), \delta(n)),$$

– 3 параметра погружения:

$$P(n) = (d(n), h(n), \Delta(n)).$$

Скрытый слой состоит из 10 нейронов. Количество скрытых слоев и количество нейронов в скрытых слоях подбиралось опытным путем при обучении нейронной сети.

Выходной слой состоит из 3-х нейронов для вывода параметров вектора состояния:

$$X(n+1) = (Vx(n+1), Vy(n+1), \Omega z(n+1))$$

на $(n+1)$ шаге вычисления.

Все параметры, входящие в уравнение (2), доступны прямому измерению с помощью имеющихся на судне датчиков, а именно:

– параметры вектора состояния:

$$X(n-j) = (Vx(n-j), Vy(n-j), \Omega z(n-j))$$

на каждом шаге вычисления могут быть измерены датчиками линейной и угловой скорости;

– параметры вектора управления:

$$U(n-j) = (\theta(n-j), \delta(n-j));$$

– датчиками углов отклонения телеграфа и руля направления;

– параметры вектора погружения

$$P(n-j) = (d(n-j), h(n-j), \Delta(n-j));$$

– датчиками осадки, эхолотом и креномером.

Таким образом, есть возможность получать все необходимые обучающие и эталонные выборки для обучения нейронной сети в процессе штатной эксплуатации судна. Параметры обучение нейронной сети: размер массива нормированных обучающих выборок $pn[8 \times 3500]$, размер массива нормированных эталонных выборок $tn[3 \times 3500]$, функция инициализации скрытого слоя $tansig$, функция инициализации выходного слоя $purelin$, алгоритм обучения $trainlm$, критерий обучения mse , точность обучения 0.00001 , количество эпох 50.

Результаты исследований. На рис. 2 показаны графики изменения продольной V_x , боковой V_y , угловой w_z скоростей по осям связанной системы координат и угла рыскания ψ во время сбора обучающей и эталонной выборок для обучения нейронной сети.

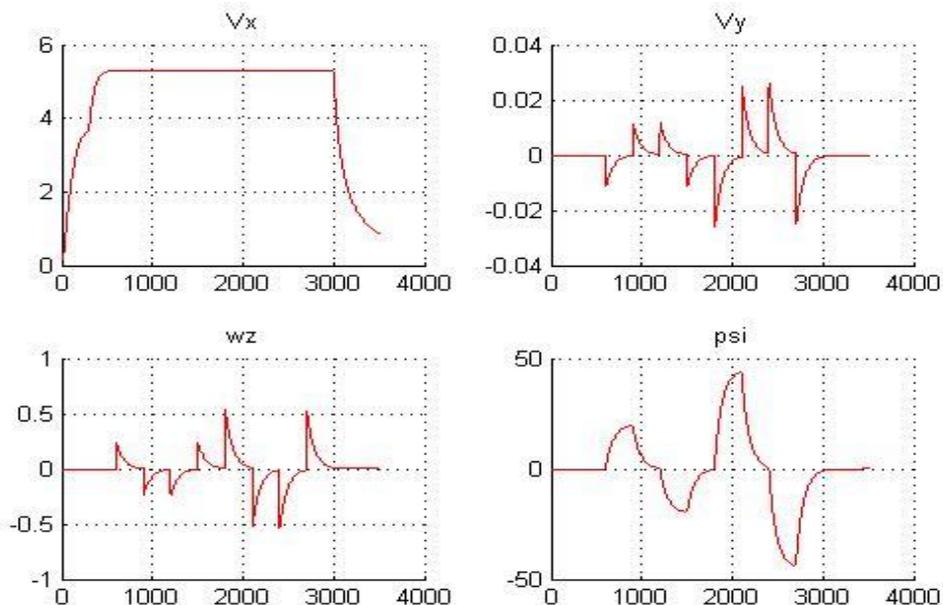


Рисунок 2 – Графики продольной V_x , боковой V_y , угловой W_z скоростей и угла рыскания ψ во время сбора обучающей и эталонной выборок

На рис. 3 показаны результаты тренировки нейронной сети по собранным обучающим и эталонным выборкам. Результаты тренировки показали хорошее качество обучения для выбранной структуры.

Обученная нейронная сеть будет использоваться в дальнейшем как математическая модель объекта управления для получения маневренных возможностей судна (рис. 1).

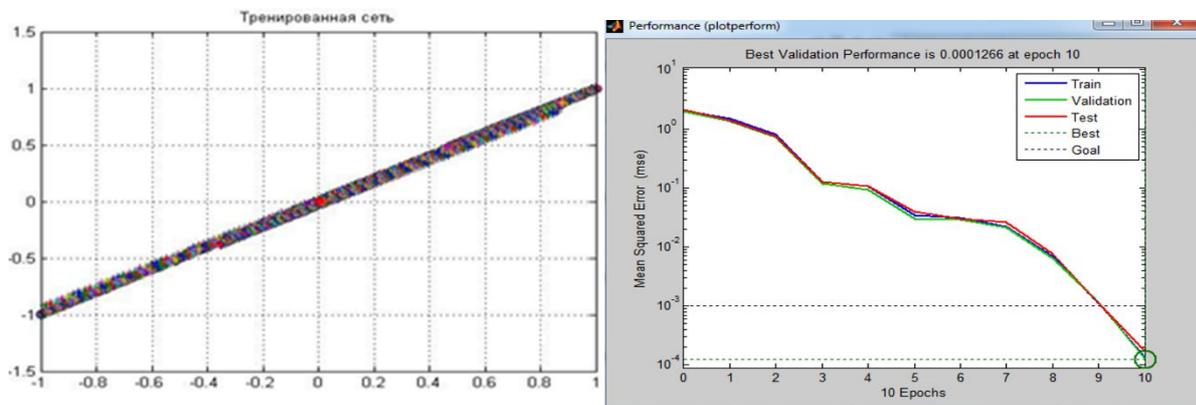


Рисунок 3 – Результаты тренировки нейронной сети по собранным обучающим и эталонным выборкам

Результаты математического моделирования приведены на рис. 4–5.

На рис. 4 показаны маневренные возможности судна при отличающемся от обучающего маневрировании на участках разгона, торможения и изменения курса, полученные с помощью математической модели и нейронной сети.

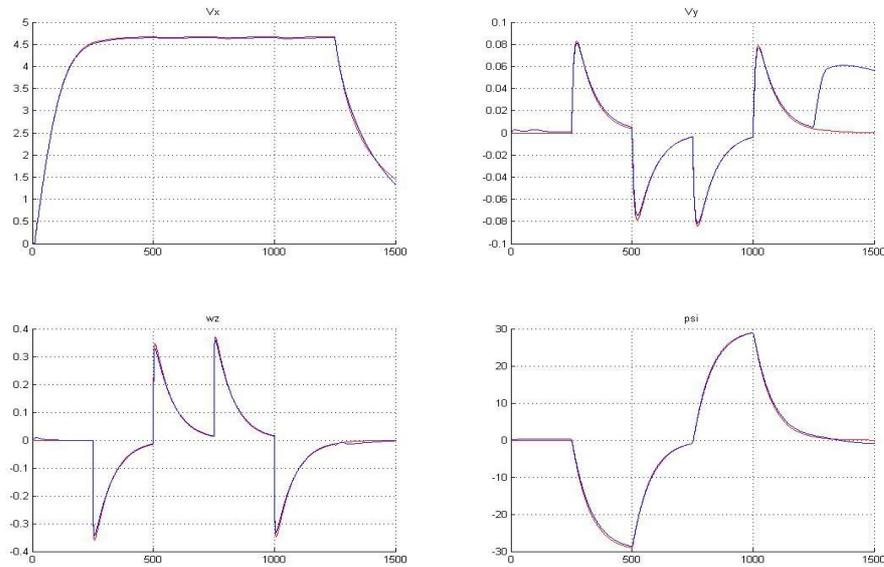


Рисунок 4 – Маневренные возможности судна при отличающемся от обучающего маневрировании на участках разгона, торможения и изменения курса, полученные с помощью математической модели и нейронной сети

На рис. 5 показаны циркуляции судна при отличающемся от обучающего отклонения пера руля +30 град, полученные с помощью математической модели (красный график) и нейронной сети (синий график).

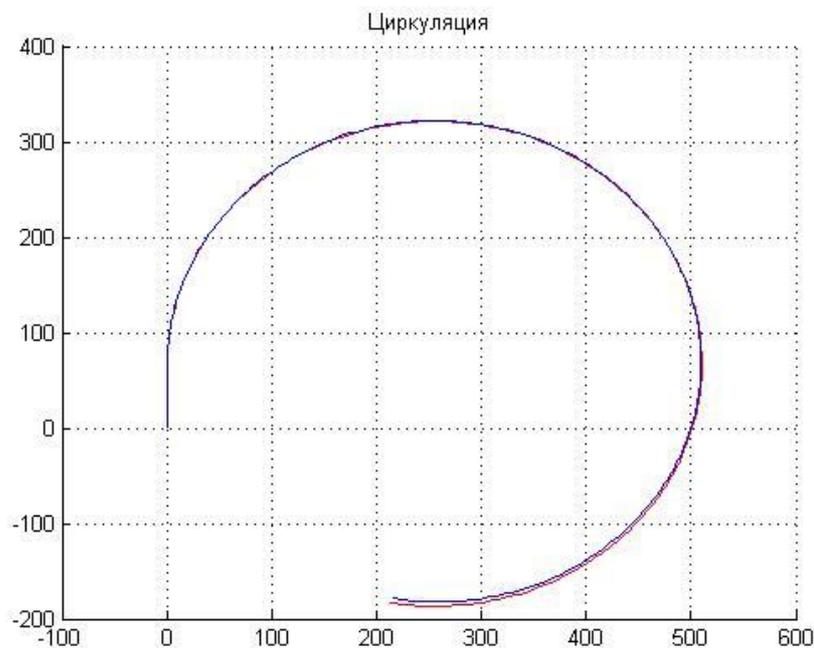


Рисунок 5 – Циркуляции судна при отличающемся от обучающего маневрировании, полученные с помощью математической модели и нейронной сети

Выводы. Как показывают результаты математического моделирования, синтезированная в процессе штатной эксплуатации нейросетевая модель позволяет с

высокой точностью прогнозировать движение судна на всех участках (разгона, торможения, изменения курса), а также на циркуляции, вне данных обучающих выборок. Это связано с тем, что динамика судна определяется только взаимным положением вектора скорости судна относительно его диаметральной плоскости и не зависит от курсового угла. Данное обстоятельство позволяет оценить не только разгонные, тормозные но и циркуляционные характеристики судна по измеренным параметрам движения в процессе штатной эксплуатации, без проведения специального маневрирования.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Гроп Д. Методы идентификации систем. – М. : Мир, 1979.
2. Цыпкин Я. З. Основы информационной теории идентификации. – М. :Наука, 1984. – 320 с.
3. Александровский Н. М., Дейч А. М. Методы определения динамических характеристик нелинейных объектов // Автоматика и телемеханика. – 1968. – № 1. – С. 167–188.
4. Navi Trainer 4000. Mathematical models // Technical description. – Transas Marine Ltd, 2003. – 104 p.
5. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / Хайкин С. – М. : Вильямс, 2006. – 1102 с.
6. Омату С. Нейроуправление и его приложения / С. Омату, М. Халид, Р. Юсуф. – М. : Изд. предприятия редакции журнала Радиотехника, 2000. – 230 с.
7. Архангельский В. И., Богаенко И. Н., Грабовский Г. Г., Рюмшин Н. А. Нейронные сети в системах автоматизации. – К. : Техника, 1999. – 234 с.
8. Терехов В. А., Ефимов Д. В., Тюкин И. Ю. Нейросетевые системы управления : учеб. пособие для вузов. – М. : Высш. школа, 2002. – 183 с.
9. Чернодуб А. Н., Дзюба Д. А. Обзор методов нейроуправления // Проблемы программирования. – 2011. – № 2. – С. 79–94.
10. Антонов В. А., Письменный М. Н. Теоретические основы управления судном. – Владивосток : МГУ им. адмирала Г. И. Невельского, 2007. – 78 с.
11. Вагущенко Л. Л., Цымбал Н. Н. Системы автоматического управления движением судна. – Одесса : Фенікс, 2007. – 328 с.

REFERENCES

1. Grop, D. (1979). *Metody identifikacyi sistem. Perevod s angliyskogo*. Moskva : Mir.
2. Cypkin, Ya.Z. (1984). *Osnovy informacionnoy teorii identifikacii*. Moskva : Nauka, 320 s.
3. Aleksandrovskiy, N.M. & Dejch, A.M. (1968). *Metody opredeleniya dinamicheskikh harakteristik nelinejnykh objektov*. Moskva: Avtomatika i telemekhanika, №1, s.167-188.
4. Transas Marine Ltd,(2003). *Navi Trainer 4000. Mathematical models. Technical description*, 104p.
5. Haikin, S. (2006). *Nejronnye seti: polnyj kurs. Perevod s angliyskogo*. Moskva: Viljams, 1102 s.
6. Omatsu, S., Halid M. & Yusuf R. (2000). *Nejroupravlenie i ego prilogeniya*. Moskva: Radiotekhnika.
7. Arhangelskij, V. I., Bogaenko, I. N., Grabovskij, G. G. & Rumshin, N. A. (1999). *Nejronnye seti v sistemah avtomatizacii*. Kiev: Tehnika. 1999. 234 p.
8. Terehov, V. A., Efimov, D. V. & Tjukin, I. Yu. (2002). *Nejrosetevye sistemy uptavleniya*. Moskva: Visshaya shkola.
9. Chernodub, A. N. & Dzuba D. A. (2011). *Obzor metodov nejroupravleniya : Problemih programmirovaniya*, 2. Kiev, S.79-94.
10. Antonov, V. A. & Pismennyj M. N. (2007). *Teoreticheskie osnovy upravleniya sudnom*. Vladivostok: MGU im. admirala Nevelskogo G. I., 78 s.

11. Vagushenko, L. L. & Tsimbal, N. N. (2007). *Sistemy avtomaticheskogo upravleniya dviganiem sudna*. Odessa: Feniks, 328 s.

Зінченко С. М., Ляшенко В. Г. ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ СУДНА ДЛЯ ВИРІШЕННЯ ЗАВДАНЬ УПРАВЛІННЯ

Розглянуті питання синтезу нейромережєвої моделі судна у процесі його штатної експлуатації та подальшого її використання для вирішення різноманітних задач управління. На прикладі задачі оцінки маневрових можливостей судна показано, що синтезована у процесі штатної експлуатації нейромережєва модель дозволяє з високою точністю прогнозувати рух судна на усіх ділянках (розгону, гальмування, зміни курсу), а також на циркуляції, поза даними навчальних вибірок. Це пов'язано з тим, що динаміка судна визначається лише взаємним положенням вектора швидкості судна відносно його діаметральної площини і не залежить від курсового кута. Дана обставина дозволяє оцінювати не лише розгонні, гальмівні, але й циркуляційні характеристики судна по вимірним параметрам руху в процесі штатної експлуатації, без проведення спеціального маневрування.

Ключові слова: нейромережєва модель, маневрування судна.

Zinchenko S. N., Lyashenko V. G. USING THE NETWORK VESSEL MODEL FOR SOLVING THE CONTROL PROBLEMS

The issues of synthesis of the ship's neural network model in the process of its regular operation and its subsequent use for solving various control tasks are considered. The example of the problem of assessing the maneuverability of the vessel shows that the neural network synthesized in the process of regular operation allows to predict the movement of the vessel with high accuracy on all sections of the traffic (acceleration, braking, course change), and also on circulation sections, outside the given training samples. This is due to the fact that the dynamics of the ship is determined only by the relative position of the ship's velocity vector with respect to its diametric plane and does not depend on the heading angle. This circumstance makes it possible to estimate not only the acceleration, braking, but also the circulation characteristics of the vessel according to the measured parameters of motion during the normal operation, without special maneuvering.

Key words: neural network model, ship maneuvering.

© Зінченко С. М., Ляшенко В. Г.

Статтю прийнято
до редакції 16.11.17