

ОПРЕДЕЛЕНИЕ СОСТОЯНИЯ АВАРИЙНОГО КОРАБЛЯ В ПРОЦЕССЕ РАЗВИТИЯ ЗАТОПЛЕНИЯ ОТСЕКОВ

Гончарук Д. Д.¹, студент, ??@spbu.ru

Дегтярев А. Б.¹, доктор техн. наук, доцент, a.degtyarev@spbu.ru,
orcid.org/0000-0003-0967-2949

Бусько И. В.¹, канд. техн. наук, инженер-исследователь, ??@spbu.ru

¹Санкт-Петербургский государственный университет, Университетский пр., д. 35, Петергоф,
198504, Санкт-Петербург, Россия

Аннотация

В статье рассматривается метод определения момента изменения состояния аварийного корабля в процессе развития затопления отсеков. Метод построен на анализе процесса бортовой качки судна. В условиях плавания, а тем более в экстремальных ситуациях, знание различных характеристик морского объекта известны не точно или не подлежат измерению. В статье приведена реализация процедурной компоненты бортовой интеллектуальной системы мониторинга безопасности мореплавания, основанной на искусственной нейронной сети

Ключевые слова: *искусственная нейронная сеть, бортовая система искусственного интеллекта, бортовая качка корабля.*

Цитирование: Гончарук Д. Д., Дегтярев А. Б., Бусько И. В. Определение состояния аварийного корабля в процессе развития затопления отсеков // Компьютерные инструменты в образовании. 2023. № 4. С. 41-49. doi:10.32603/2071-2340-2023-4-41-49

1. ВВЕДЕНИЕ

Во время плавания корабля в море важно постоянно контролировать его состояние и прогнозировать его мореходные качества. Это связано как с обеспечением экономической эффективности эксплуатации морского объекта, так и с обеспечением его безопасности. Особенно остро эта проблема встает при аварийном состоянии корабля, когда требуется поддержка принятия решений в борьбе за непотопляемость. Очевидно, что действия по спасению корабля существенным образом зависят от характера затопления и сценария развития аварии. Для характеристики качественно различающихся состояний корабля контр-адмиралом В. Г. Власовым были введены пять случаев затопления отсеков с различными диаграммами статической остойчивости [1].

Отнесение текущего состояния корабля к тому или иному типу в условиях аварии осложняется следующим рядом проблем:

- точность исходных данных для использования расчетной методики получения диаграммы статической остойчивости очень низкая из-за нечеткости или незнания как нагрузки корабля, так и погруженной части корпуса;

- невозможность расчетным путем получить диаграмму статической устойчивости в бортовых условиях по причине вычислительной ресурсоемкости.

Как следствие этих проблем, затруднен правильный выбор стратегии поведения по управлению кораблем, особенно в экстремальных условиях. В тоже время необходимо отметить, что для этих целей нет необходимости в точном расчете диаграммы статической устойчивости, достаточно лишь качественного отнесения ее к тому или иному классу.

Исследования на похожие темы проводились в работах [2–4]. В работе [2] проанализировано поведение судна при различных типах затопления; в работе [3] проведено изучение особенностей нелинейной качки судна на нерегулярном волнении; в работе [4] реализована идентификация равновесного положения надводного корабля в условиях реального волнения.

2. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

В процессе эксплуатации корабля постоянно меняется его нагрузка, что приводит к изменению диаграммы статической устойчивости. В нормальных условиях эксплуатации эти изменения происходят достаточно медленно, из-за чего тип диаграммы можно считать постоянным. Принципиально иная ситуация возникает во время аварии, связанной с поступлением внутрь отсеков забортной воды и ее распространением, а также в случае пожаров и тушения, когда на палубах может скапливаться большое количество неконтролируемой водной массы. В этом случае процесс качки корабля приобретает ярко выраженный нестационарный характер. Это означает, что за достаточно короткое время тип диаграммы статической устойчивости может поменяться. Поэтому очень важно определить момент перехода между типами диаграмм.

Поэтому важным моментом является разработка процедурной компоненты бортовой интеллектуальной системы, сигнализирующей о переходе между разными типами диаграмм. Как было сказано выше, в бортовых условиях практически невозможно использовать классические методы расчета. Единственным источником информации в море является характер поведения корабля под действием внешних возмущений — волн и ветра. В связи с этим устоявшейся практикой при разработке бортовых интеллектуальных систем является использование регистрируемых процессов поведения объекта. В данном случае используется регистрация бортовой качки, как наиболее информативного процесса, отражающего динамические характеристики корабля. Базовой гипотезой, на которой строится разработка процедурной компоненты, является предположение, что при изменении типа диаграммы статической устойчивости принципиально изменяется характер бортовой качки корабля. Требования к процедурной компоненты следующие:

- 1) система должна работать в реальном времени и потреблять небольшие вычислительные ресурсы;
- 2) должно быть качественная классификация типа затопления;
- 3) в качестве входного процесса возможно использование процесса бортовой качки, данные о котором поступают с датчиков.

Наиболее подходящей для этого технологией можно считать применение искусственных нейронных сетей (ИНС). Естественной проблемой ИНС является обучение. Для правильной работы нейронной сети необходимо подготовить качественную обучающую выборку и, по возможности, найти способ сжатия исходной информации без значимых потерь для оптимизации топологии ИНС.

Источниками получения обучающей выборки является эксперимент, который может быть натурным, модельным и вычислительным. Получить данные натурального эксперимента принципиально невозможно, поскольку такие эксперименты связаны с безопасностью корабля. Модельный эксперимент обладает как достоинствами, так и недостатками. К последним относятся как масштабный эффект, так и невозможность полноценного охвата условий проведения эксперимента. Кроме того, этот подход достаточно затратный. Поэтому остается вариант вычислительного эксперимента, тем более, что нашей задачей является качественная классификация случаев диаграммы статической остойчивости.

Для ее достижения необходимо решить следующие задачи:

- выбор математической модели качки корабля;
- моделирование реального морского волнения и бортовой качки;
- выделение квазистационарных участков качки;
- построение портрета качки судна;
- построение и обучение нейронной сети.

3. МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ

Единственным объектом, влияние которого мы хотим исследовать, является восстанавливающий момент бортовой качки корабля, который и определяет тип диаграммы поперечной статической остойчивости. Поэтому в исследовательских целях ограничимся простейшей математической моделью, учитывающей эту составляющую. Рассмотрим нелинейное дифференциальное уравнение изолированной бортовой качки судна с линейным демпфированием.

$$\ddot{\theta} + \nu \cdot \dot{\theta} + R(\theta, t) = A(t). \quad (1)$$

Здесь θ — угол крена судна, $R(\theta, t)$ — восстанавливающая сила, зависящая от угла крена, и изменяющаяся во времени, поскольку происходит затопление отсеков, и диаграмма статической остойчивости меняется, $A(t)$ — возмущающая компонента волнения. Восстанавливающая компонента $R(\theta, t)$ описывается полиномом пятой степени, коэффициенты которого взяты из работы [4]. Это простейшее описание диаграммы статической остойчивости, позволяющее корректно отразить точки максимума и заката, а также S-образность.

4. РЕЗУЛЬТАТЫ МАТЕМАТИЧЕСКОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

На рис. 1 представлен пример процесса развития аварии судна при переходе от незатопленного положения к 4-му типу затопления на регулярном волнении, полученный численным интегрированием дифференциального уравнения (1). Здесь время представлено в секундах, угол крена в радианах.

Здесь ярко выражен момент перехода между типами затопления. Однако, в реальных условиях волнение носит нерегулярный характер. Поэтому для дальнейших исследований были использованы волновые реализации, полученные для среднего волнения в 4, 5, 6, 7 и 8 баллов, а также характерные для одного из районов Баренцева моря ветровое волнение, зыбь и смешанное волнение. Волновые реализации были получены на основе модели авторегрессии — скользящего среднего (АРСС) с использованием концепции «климатического спектра» [9].

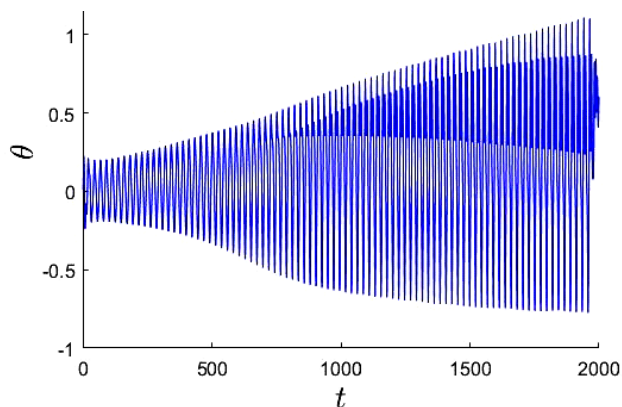


Рис. 1. Колебания судна при развитии процесса затопления

Поскольку процесс качки корабля при развитии аварии является нестационарным, в первую очередь из-за изменения равновесного угла крена, характер колебаний изменяется со временем. Со всей реализацией качки в этом случае работать невозможно, однако можно использовать ее квазистационарные участки по отдельности. Поиск таких участков основывается на анализе изменений математического ожидания и дисперсии колебаний. Также важно отметить, что квазистационарные участки выделяются после удаления тренда в графике колебаний. Пример выделения квазистационарных участков для каждого из типов затопления приведен на рис. 2 (выделены разным цветом). Здесь также по осям откладывается время (t) в секундах и угол крена (θ) в радианах.

5. АНАЛИЗ ХАРАКТЕРА ПОВЕДЕНИЯ КОРАБЛЯ

Образ, описывающий характер поведения корабля, должен производить сжатие и фильтрацию информации, чтобы, с одной стороны, нивелировать влияние чисто случайных факторов, а с другой, нерегулярного волнения. В работах исследователей в области статистической гидрометеорологии было показано, что наиболее информативным описанием для стационарных участков случайных колебаний является корреляционная функция [10].

Автокорреляция строится для каждого из выделенных квазистационарных участков. В соответствии с принятой практикой для дальнейшей работы использовалась только начальная информативная часть функции (с удалением «хвоста»). Пример вычисленной функции автокорреляции и соответствующего квазистационарного участка можно увидеть на рис. 3.

6. ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Для распознавания характера бортовых колебаний и соответствующих им типов диаграммы статической остойчивости был использован нейросетевой подход. Для обучения искусственной нейронной сети использовались автокорреляционные функции, построенные на квазистационарных участках, обрезанные до лага, равного 25 секунд. Таким образом, во входном слое присутствовало 25 нейронов, на каждый из которых подавалось значение автокорреляционной функции с шагом в одну секунду. В исследовании рассматривались архитектуры многослойного перцептрона, сети Кохонена и их комбинация, где

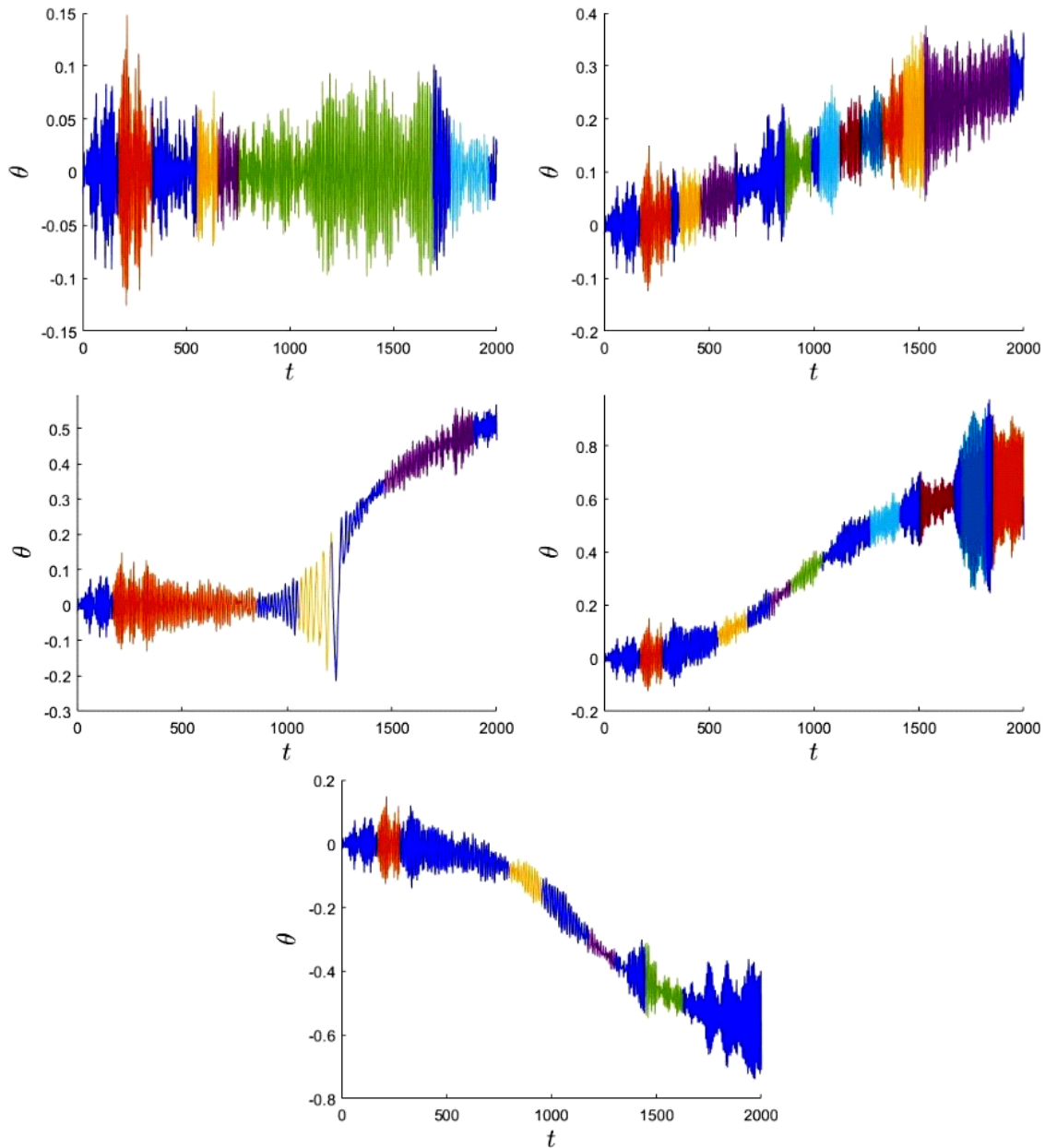


Рис. 2. Выделенные квазистационарные участки для каждого типа затопления после удаления тренда. Слева направо, сверху вниз — графики развития аварии к 1-му, 2-му, 3-му, 4-му и 5-му типам затопления

данные сначала обрабатываются перцептроном, а затем подаются сети Кохонена. Выбор параметров основывался на [6–8]. Обучение проводилось в среде GoogleColab.

Выделяя общие тенденции в распознавании аварийных состояний, можно сказать, что:

- лучшего всего нейронные сети выделяют первый и второй типы аварии;
- третий и пятый типы имеют высокие показатели по некоторым метрикам, однако в целом их выделение затруднено;
- четвертый тип выделяется хуже всего.

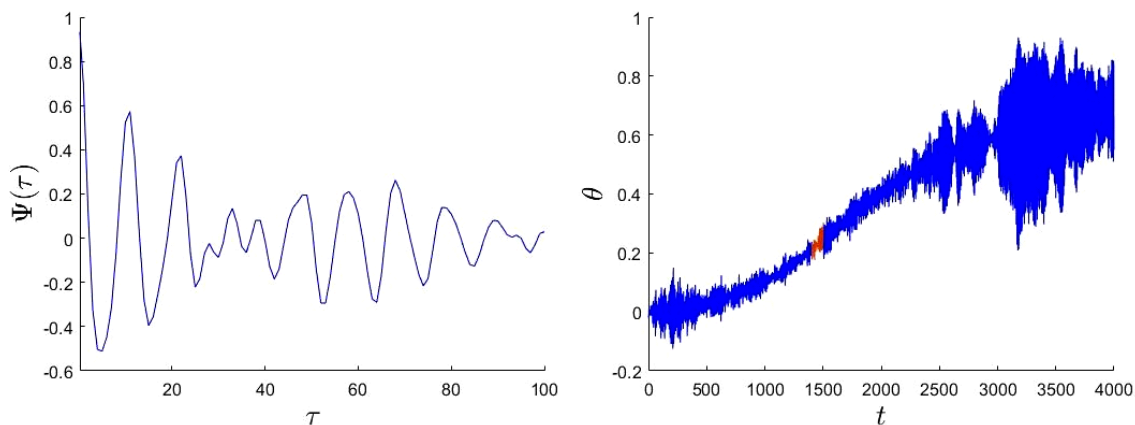


Рис. 3. Функция автокорреляции и квазистационарный участок, на котором она была вычислена

Среди параметров многослойного перцептрона наиболее влияющими на качество результата оказались скорость обучения сети и алгоритм оптимизации. Оптимальными значениями этих параметров оказались 0,01 для скорости обучения и Adam для алгоритма оптимизации. При этом сеть достигает своих наилучших результатов примерно за 150 эпох со значениями функции потерь около 0,75 и метрики около 0,65.

Обучение различных вариантов сети Кохонена не позволило сделать вывод о лучшей конфигурации, поскольку результаты получились практически одинаковыми.

Говоря об архитектуре, лучше всего себя зарекомендовала гибридная сеть, однако ее обучение занимает больше времени, чем для остальных архитектур.

Примеры распознавания каждого из аварийных состояний различными архитектурами приведены в таблицах 1–3.

Таблица 1. Примеры распознавания типов затопления многослойным перцептроном

Пример ситуации	1-й нейрон	2-й нейрон	3-й нейрон	4-й нейрон	5-й нейрон
аварийное состояние I	0,997	6,6e-11	2,69e-4	2,01e-7	3,22e-5
аварийное состояние II	0,013	0,925	0,009	0,041	0,001
аварийное состояние III	2,36e-7	1,5e-12	0,999	1,81e-7	0,005
аварийное состояние IV	1,6e-10	4,3e-10	2,21e-5	0,999	1,13e-3
аварийное состояние V	1,6e-8	1,26e-7	0,025	0,069	0,905

Таблица 2. Примеры распознавания типов затопления сетью Кохонена

Пример ситуации	1-й кластер	2-й кластер	3-й кластер	4-й кластер	5-й кластер
аварийное состояние I		*			
аварийное состояние II		*			
аварийное состояние III	*				
аварийное состояние IV			*		
аварийное состояние V					*

Таблица 3. Примеры распознавания типов затопления гибридной сетью

Пример ситуации	1-й кластер	2-й кластер	3-й кластер	4-й кластер	5-й кластер
аварийное состояние I		*			
аварийное состояние II		*			
аварийное состояние III	*				
аварийное состояние IV				*	
аварийное состояние V					*

7. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Полученные результаты говорят о том, что задача распознавания типа аварии судна может быть решена с помощью нейронных сетей, однако хорошие результаты достигаются только для первого и второго типов затопления. Остальные типы затопления не всегда удается распознать.

Представляется несколько путей развития исследования:

- определение характера поведения судна не только по углу крена;
- в целом усложнение модели корабля;
- поиск квазистационарных участков другими способами;
- определение характера поведения другими способами;
- использование принципиально других архитектур нейронных сетей.

Также можно развить данное исследование в другие области, например:

- исследование поведения судна в результате борьбы за живучесть;
- исследование и сравнение поведения во время аварии судов различных типов.

Список литературы

1. Справочник по теории корабля / Дробленков, Ермолаев, Муру, Крылов, Кузнецов, под ред. Дробленкова В. Ф. М.: Воениздат, 1984. 589 с.
2. *Nechaev Y., Degtyarev A.* Account of peculiarities of ship's non-linear dynamics in seaworthiness estimation in real-time intelligence systems // Proceedings of the International conference STAB'2000 — Launceston, Tasmania, Australia. 2000. Vol. 2. P. 688–701.
3. *Nechaev Y., Degtyarev A., Boukhanovsky A.* Complex Situations Simulation when Testing Intelligence System Knowledge Base // Lecture Notes in Computer Science, 2001. Vol. 2073. P. 453–462.
4. *Nechaev Y., Degtyarev A., Kiryukhin I.* Complex Situation Recognition on the Basis of Neural Networks in Shipboard Intelligence System // Lecture Notes in Computer Science, 2002. Vol. 2331. P. 564–573.
5. *Nechaev Yu. I., Degtyarev A. B., Boukhanovsky A. V.* Cognitive Computer Graphics for Information Interpretation in Real Time Intelligence Systems // Lecture Notes in Computer Science, 2002. Vol. 2329. P. 683–692.
6. *Николенко С., Кадурич А., Архангельская Е.* Глубокое обучение. Погружение в мир нейронных сетей. СПб.: Питер, 2018. 480 с.
7. *Гудфеллоу Я., Бенджио И., Курвилль А.* Глубокое обучение / пер. с англ. Слинкина А. А. 2 изд., испр. М.: ДМК Пресс, 2018. 652 с.
8. *Grabusts P., Zorins A.* The Influence of Hidden Neurons Factor on Neural Network Training Quality Assurance // Proceedings of the Environment. Technology. Resources. 10th International Scientific and Practical Conference. 2015. Vol. 3. P. 76–81.
9. *Degtyarev A.* New Approach to Wave Weather Scenarios Modeling // Fluid Mechanics and its Applications. 2011. Vol. 97. P. 599–617.

10. Давидан И. Н., Лопатухин Л. И., Рожков В. А. Ветровое волнение как вероятностный гидродинамический процесс. Л.: Гидрометеиздат, 1978.

Поступила в редакцию 25.06.2023, окончательный вариант — 31.08.2023.

Гончарук Даниил Дмитриевич, студент 1 курса магистратуры факультета Прикладной математики — Процессов управления, СПбГУ, ??@spbu.ru

Дегтярев Александр Борисович, доктор техн. наук, доцент, профессор кафедры Компьютерного моделирования и многопроцессорных систем, СПбГУ, a.degtyarev@spbu.ru

Бусько Илья Владимирович, кандидат техн. наук, инженер-исследователь кафедры Компьютерного моделирования и многопроцессорных систем, СПбГУ, ??@spbu.ru

Computer tools in education, 2023

№ 4: 41–49

<http://cte.eltech.ru>

[doi:10.32603/2071-2340-2023-4-41-49](https://doi.org/10.32603/2071-2340-2023-4-41-49)

Identification of Damaged Ship State During Compartments Flooding

Goncharuk D. D.¹, Student, ??@spbu.ru

Degtyarev A. B.¹, Doctor sc., Docent, a.degtyarev@spbu.ru, orcid.org/0000-0003-0967-2949

Bus'ko I. V.¹, Cand Sc., Research Engineer, ??@spbu.ru

¹Saint Petersburg State University, 35 Universitetskiy pr., Peterhof, 198504, Saint Petersburg, Russia

Abstract

The article is focused on method of ship rolling processing during flooding of compartments. The main goal of such processing is in determination of the time moment, when the type of static stability diagram changes. The ship state corresponding to each of these types requires completely different methods of damage control, which is reflected in the knowledge base of the onboard intelligent system. In navigation conditions, and even more so in extreme situations, direct measurement of the stability characteristics of a marine object is impossible, so their indirect determination is required. The article presents the implementation of the procedural component of an on-board intelligent system based on an artificial neural network.

Keywords: *Artificial neural network, on-board intelligent system, ship rolling.*

Citation: D. D. Goncharuk, A. B. Degtyarev, and I. V. Bus'ko, "Identification of Damaged Ship State During Compartments Flooding," *Computer tools in education*, no. 4, pp. 41-49, 2023 (in Russian); [doi:10.32603/2071-2340-2023-4-41-49](https://doi.org/10.32603/2071-2340-2023-4-41-49)

References

1. V. F. Droblenkov, A. I. Ermolaev, N. P. Muru, et al., *Spravochnik po teorii korablya* [Ship Theory Handbook], Moscow: Voenizdat, 1984 (in Russian).

2. Y. Nechaev and A. Degtyarev, "Account of peculiarities of ship's non-linear dynamics in seaworthiness estimation in real-time intelligence systems," in *Proc. of the 7th Int. conf. STAB'2000 — Launceston, Tasmania, Australia, 7–11 Feb. 2000*, vol. 2, pp. 688–701, 2000.
3. Y. Nechaev, A. Degtyarev, and A. Boukhanovsky, "Complex Situations Simulation when Testing Intelligence System Knowledge Base," *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 2073, pp. 453–462, 2001; doi:10.1007/3-540-45545-0_54
4. Y. Nechaev, A. Degtyarev, and I. Kiryukhin, "Complex Situation Recognition on the Basis of Neural Networks in Shipboard Intelligence System," *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 2331, pp. 564–573, 2022; doi:10.1007/3-540-47789-6_59
5. Yu. I. Nechaev, A. B. Degtyarev, and A. V. Boukhanovsky, "Cognitive Computer Graphics for Information Interpretation in Real Time Intelligence Systems," *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 2329, pp. 683–692, 2002; doi:10.1007/3-540-46043-8_69
6. S. Nikolenko, A. Kadurin, and E. Arkhangel'skaya, *Glubokoe obuchenie. Pogruzhenie v mir neironnykh setei* [Deep learning. Dive into the world of neural networks], St. Petersburg: Piter, 2018 (in Russian).
7. I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep Learning*, Moscow: DMK Press, 2018 (in Russian).
8. P. Grabusts and A. Zorins, "The Influence of Hidden Neurons Factor on Neural Network Training Quality Assurance," in *Proc. of the Environment. Technology. Resources. 10th International Scientific and Practical Conference, 18–20 Jul., Rezekne, Latvia*, vol. 3, pp. 76–81, 2015; doi:10.17770/etr2015vol3.213
9. A. Degtyarev, "New Approach to Wave Weather Scenarios Modeling," *Fluid Mechanics and its Applications*, vol. 97, pp. 599–617, 2011.
10. I. N. Davidan, L. I. Lopatukhin, and V. A. Rozhkov, *Vetrovoe volnenie kak veroyatnostnyi gidrodinamicheskii protsess* [Wind waves as a probabilistic hydrodynamic process], Leningrad, USSR: Gidrometeoizdat, 1978 (in Russian).

Received 25-06-2023, the final version — 31-08-2023.

Daniil Goncharuk, 1st year Master's Degree student, Faculty of Applied Mathematics and Control Processes, St. Petersburg State University, ?@spbu.ru

Aleksandr Degtyarev, Doctor of Sciences (Tech.), Docent, Professor of the Department of Computer modeling and multiprocessor systems, St. Petersburg State University, ✉ a.degtyarev@spbu.ru

Ilya Bus'ko, Candidate of Sciences (Tech.), Research Engineer of the Department of Computer modeling and multiprocessor systems, St. Petersburg State University, ?@spbu.ru