

DOI: 10.21821/2309-5180-2020-12-6-1029-1038

## METHODS OF DATA RECOGNITION DURING SHIPS NAVIGATION

**A. S. Bordyug**

Kerch State Maritime Technological University, Kerch, Russian Federation

*Ship data recognition leans on intelligent analytics based on machine learning algorithms. Deep neural network is an advancement in machine learning and a powerful tool for realizing ship autonomy. Deep learning or deep neural network methodologies are used in the various areas of the maritime industry, such as detecting anomalous situations, classifying ships by features and parameters, preventing ship collisions, detecting cyberattack risks, and navigating ports. The various methods of data recognition in shipping are discussed in the paper. Machine learning and artificial intelligence are two of the most promising ways to improve transportation efficiency. Machine learning in transport can be used to provide voice commands, autonomous operation, technical vision and similar tasks allowing to perform autonomous or remotely controlled ship operation. The ability to make the right decisions, process large amounts of data are some of the key challenges for the successful implementation of autonomous ship control. Despite the existing variety of machine learning methods, most traditional machine learning methods fail to solve these problems. In this paper, the traditional methods are classified into classical and reactive. Each of these methods has both advantages and disadvantages. The deep neural network is believed to shape the future of the maritime industry through its ability to use data on the operation and performance of ships.*

*Keywords: machine learning, artificial intelligence, data recognition, reactive methods, extreme learning network, deep learning in autonomous navigation, neural network.*

**For citation:**

Bordyug, Aleksandr S. "Methods of data recognition during ships navigation." *Vestnik Gosudarstvennogo universiteta morskogo i rechnogo flota imeni admirala S. O. Makarova* 12.6 (2020): 1029–1038. DOI: 10.21821/2309-5180-2020-12-6-1029-1038.

**УДК 681.5**

## МЕТОДЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ДАННЫХ ПРИ ПЛАВАНИИ СУДОВ

**А. С. Бордюг**

ФГБОУ ВО «КГМТУ», г. Керчь, Российская Федерация

*В статье рассмотрены методы распознавания данных судна, опирающиеся на интеллектуальную аналитику, основанную на алгоритмах машинного обучения. Отмечается, что глубокая нейронная сеть является прогрессом в области машинного обучения и мощным средством для реализации автономии судна. Методологии глубокого обучения или глубоких нейронных сетей применяются в различных областях морской индустрии, например, таких как обнаружение аномальных ситуаций, классификация судов по признакам и параметрам, предотвращение столкновений судов, обнаружение рисков кибератак, навигация в портах. В данной статье рассмотрены различные методы распознавания данных в судоходстве. Машинное обучение и искусственный интеллект являются двумя наиболее перспективными путями повышения эффективности функционирования на транспорте. Машинное обучение на транспорте может применяться для подачи голосовых команд, автономного функционирования, технического зрения и аналогичных задач, позволяющих выполнять автономную или дистанционно-управляемую работу судна. Способность принимать правильные решения, обрабатывать большие объемы данных являются одними из ключевых проблем для успешной реализации автономного управления судном. Несмотря на существующее разнообразие методов машинного обучения, большинство традиционных методов машинного обучения не способны решить эти проблемы. В данной работе традиционные методы классифицированы на классические и реактивные. Каждый из этих методов обладает как преимуществами, так и недостатками. Считается, что глубокая нейронная сеть определит будущее морской отрасли*

благодаря ее способности использовать данные об эксплуатации и характеристиках судов. В данной статье показана возможность использования глубоких нейронных сетей при плавании судов при появлении навигационных опасностей.

*Ключевые слова:* машинное обучение, искусственный интеллект, распознавания данных, реактивные методы, сеть экстремального обучения, глубокое обучение, нейронная сеть.

**Для цитирования:**

Бордюг А. С. Методы распознавания данных при плавании судов / А. С. Бордюг // Вестник Государственного университета морского и речного флота имени адмирала С. О. Макарова. — 2020. — Т. 12. — № 6. — С. 1029–1038. DOI: 10.21821/2309-5180-2020-12-6-1029-1038.

## Введение (Introduction)

Плавание судов связано с множеством различного рода навигационных опасностей. Для осуществления полноценного функционирования автономному безэкипажному (беспилотному судну) необходимо ориентироваться на местности (получать актуальную информацию о навигационной обстановке). Для этого необходимо формировать и наполнять базу данных, создание которой требует комплексного подхода с поддержкой отраслевых специалистов, способных разрабатывать базу данных, осуществлять контроль ее наполнения и корректировку по мере необходимости, а также для этого необходимы отраслевые суда, которые по мере выполнения своих функций будут собирать и уточнять данные для нейронных сетей, которые могут явиться средством для управления управляющих автономными судами. Концепция автономного судна во многом определяется новейшими технологиями, машинным обучением и т. д. Одним из наиболее перспективных и возможных для применения на безэкипажных судах является *метод глубокого обучения нейронных сетей*, использующий алгоритм «сквозного обучения», способный извлекать знания, полученные опытным путем.

*Основной целью работы* является рассмотрение методов, использующих глубокие нейронные сети, их достоинства по сравнению с машинным обучением и другими традиционными методами распознавания данных. Для ее достижения в данной работе рассмотрены следующие методы машинного обучения: метод графика видимости, метод Вороного и глубокая нейронная сеть.

## Методы и материалы (Methods and Materials)

Важная задача при распознавании данных судна (курс, направление, скорость судна, помехи на курсе и т. д.) — обеспечить безопасное плавание судна и избежать столкновений в море и порту. Инжиниринг данных — это систематический многогранный процесс, преобразующий необработанные данные в требуемый формат, необходимый для дальнейшей обработки [1]–[4]. При автоматизации судов объем обрабатываемых данных может привести к появлению так называемого явления *больших данных*. Большой объем данных обеспечивает большую гибкость для тестирования и обучения модели судна.

Качество данных может снизить производительность модели, если их не обработать на предварительном этапе алгоритма машинного обучения. Если данные не обрабатываются ни из предметной области, ни из статистических данных, то это может привести к неверным выводам при выполнении статистического исследования [5], [6]. В случае глубокого обучения с применением глубокой нейронной сети, если система инициализируется на основе существующего набора данных с пропущенными и несложными значениями, это может привести к увеличению времени обработки. На данном этапе важную роль играет фильтрация данных. Источник и хранилище данных — это следующие ключевые компоненты, на которых основан весь процесс функционирования автоматизации судов. На этапе сбора данных их качество зависит от различных факторов для достижения лучшего восприятия (рис. 1), например, периода действия данных, их надежности, задачи, генерализуемости, полезности, полноты, актуальности и целостности [7]–[11].

Процесс определения данных, получаемых с помощью датчиков, экспериментов, моделирования или расчетов может осложнить проблему эффективной фильтрации и преобразования данных [12]. Категориальные и числовые данные доступно сохраняются и фильтруются, а при необ-

ходимости анализа категориальные данные могут быть преобразованы в числовые путем выполнения либо кодирования меток, либо однократного кодирования [13], [14].



Рис. 1. Факторы, оказывающие влияние на качество данных

*Способы создания автономного судоходства.* Для уменьшения количества человеческих ошибок и повышения точности выполняемых процессов используют автономные системы. Автономная навигация судна состоит из различных датчиков для определения пути движения судна, погодных условий, свойств судна для определения безопасной траектории движения. Успешная реализация методов распознавания препятствий при автономной работе судов будет происходить с помощью принятия правильных решений на различных режимах работы судна. Улучшение методов распознавания данных привело к развитию алгоритмов машинного обучения и их усовершенствованному методу глубокого обучения.

*Классические методы распознавания данных судна.* Создание пути следования в основном предполагает перемещение машины, робота или любого устройства любыми возможными способами, чтобы добраться до места назначения. Устройство сканирует заданные пути следования и собирает навигационные данные. Навигационные данные используются в качестве входных для разработки алгоритма пути следования. Планирование пути выполняется с применением двух методов: графика видимости (рис. 2, а) и диаграммы Вороного (рис. 2, б). В методе, использующем график видимости, траектория движения судна очень близка к препятствиям. Это способствует нахождению минимального пути следования, однако необходимо держаться на безопасном расстоянии от препятствия. Данная траектория узнается судном и используется для создания алгоритма планирования пути [15]–[17].

Метод построения пути следования дает сбой, в случае, если отсканированный путь будет изменен или заблокирован, что является его недостатком. Устройство должно снова просканировать всю карту, чтобы рассчитать другой маршрут. Этот метод можно использовать только для мелкомасштабного картирования, поскольку повторное сканирование всей записи и вычисление результатов для крупномасштабного картирования являются продолжительными по времени. Диаграмма Вороного конечного множества точек на плоскости представляет такое разбиение плоскости, при котором каждая его область образует множество точек, более близких к одному из элементов множества, чем к любому другому элементу множества [18]–[20].

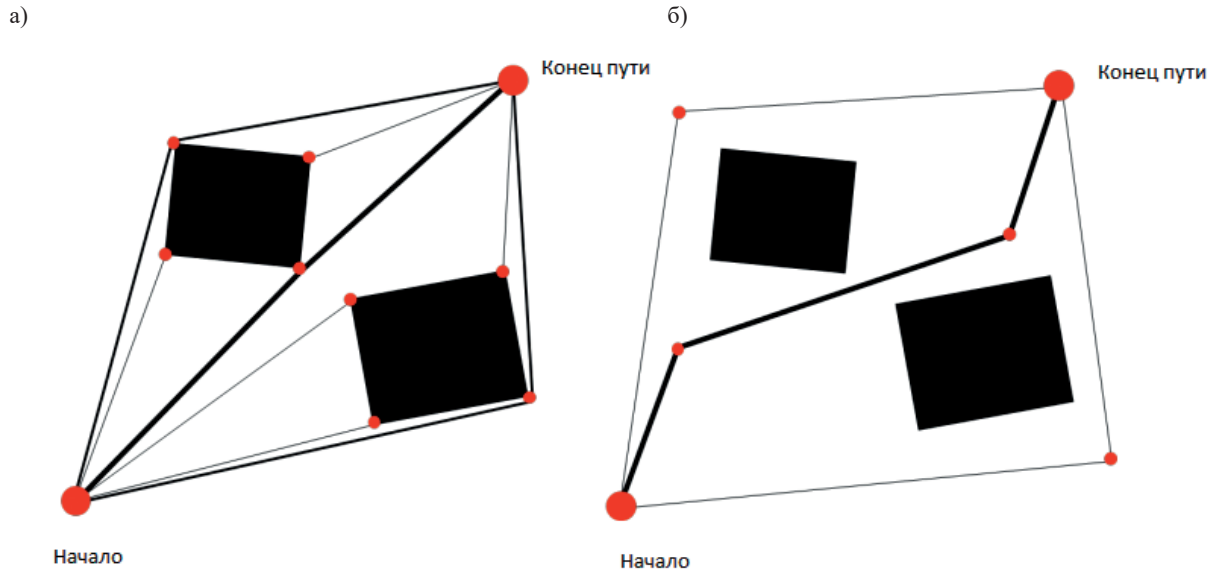


Рис. 2. Планирование пути:  
а — метод графика видимости; б — метод Вороного

*Реактивные методы распознавания данных.* Контроллеры нечеткой логики используются в устройствах для управления определенными задачами. Метод нечеткой логики в основном используется в системах управления машинами, обеспечивая более точные законы, такие как «почти верно» или «частично неверно», вместо простого утверждения «верно» или «ложно». Преимущество данного метода состоит в том, что он позволяет реализовать логику «если..., то...», а не использовать сложные дифференциальные уравнения. Он также позволяет использовать графический пользовательский интерфейс, который упрощает реализацию.

Машинное обучение включает алгоритм, который оценивает и разделяет данные, а также разрабатывает логику. Трансферное обучение решает проблему посредством процесса обучения модели нейронной сети, осуществляемого из набора структурированных данных истории. Для эффективной работы данной методики необходим набор неискаженных правильных данных из исходной сети. Использование данного метода позволяет рассчитывать сложные ситуации за короткое время. Модель изначально обучается с использованием исходных аналогичных данных и один или несколько уровней этой «обученной» модели используются для разработки новой модели. Типичная блок-схема, представляющая метод трансферного обучения, показана на рис. 3. В процессе использования этого метода невозможно удалить какой-либо слой для уменьшения количества переменных, связанных с проблемой, поскольку это оказывает влияние на архитектуру системы, приводя к низкоуровневым ошибкам. Метод трансферного обучения используется в судоходной отрасли для идентификации и классификации различных судов [18]–[21].

Активное обучение — это особый случай машинного обучения, взаимодействующего с пользователем или источником для получения желаемых результатов в новых точках данных, основанный на методе множественного обучения классификаторов для принятия соответствующих решений (рис. 3). Базирующееся на методах выборки данных, таких как энтропия, активное обучение используется для решения множества задач классификации, таких как классификация судов в сложной среде. Более того, принципы активного обучения могут быть использованы для обнаружения аномалий при распознавании целей на автономных судах [22].

Обучение признакам — это набор методов, которые могут автоматически отличать иллюстрации, необходимые для обнаружения или классификации признаков, от существующих данных. Эти алгоритмы часто создаются искусственно на основе решаемых проблем и характеристик данных. В случае распознавания целей автономной навигации судна его метод используется для классификации объектов по данным АИС [23]–[26].

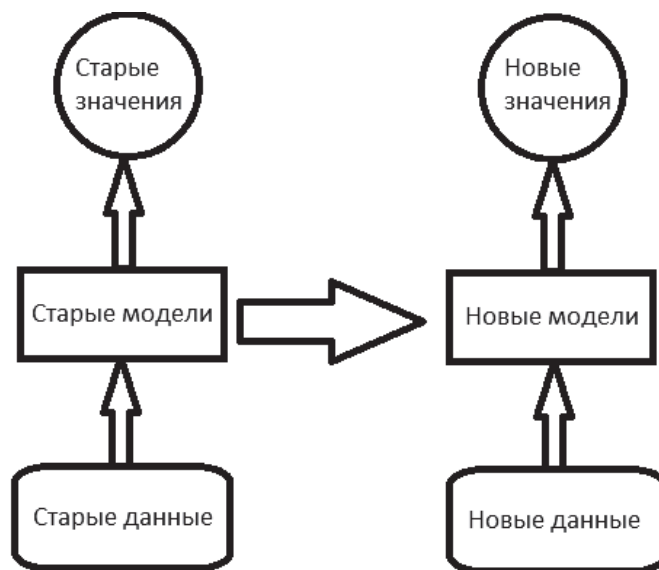


Рис. 3. Блок-схема, демонстрирующая работу трансфертного обучения

Глубокая нейронная сеть (ГНС) — это сложная нейронная сеть, состоящая более чем из двух слоев. Глубокая нейронная сеть отличается от нейронных сетей своей глубиной в архитектуре модели. Сложное математическое моделирование в глубоких слоях позволяет решать, используя данную методику, многие сложные ситуации. ГНС обучает несколько скрытых уровней сети, что обеспечивает лучшую производительность, с меньшим количеством параметров на каждом уровне. Глубокие нейронные сети позволяют решать сложные вычислительные задачи для разработки новых классов алгоритмов обработки сигналов. В морской индустрии ГНС используется для идентификации различных судов, распознавания образов и предотвращения столкновений.

*Глубокая нейронная сеть при распознавании данных в автономном судоходстве.* Большинство столкновений судов происходят из-за человеческого фактора. Процессы принятия решений на автономных судах играют важную роль. Интеллектуальная навигация необходима для оценки и управления рисками судоходства. Система автоматического предотвращения столкновений судов предназначена для поддержания принятия решений по обеспечению безопасной навигации.

Международная морская организация (ИМО) в 1972 г., в соответствии с Конвенцией о международных правилах предотвращения столкновений судов в море, ввела правовые рамки для регулирования ситуаций столкновения судов. Данные правила могут быть реализованы с помощью искусственного интеллекта для распознавания столкновений. Построение алгоритмов и блок-схем упрощает понимание решения проблем столкновений судов. Объяснением процедуры предотвращения столкновений служит схематическое изображение (рис. 4). Данные с датчиков анализируются и накапливаются в базе данных. При глубоком обучении действия координируются с береговой станцией, и эти данные накапливаются. При наличии данных с AIS, объединенных с данными из других источников, на судне имеется высокий уровень распознавания данных и ситуационной осведомленности. Методы, используемые для распознавания, включают вспомогательные векторные системы, нейронные сети, байесовские сети, гауссовские процессы. Данные методы определяют аномальное поведение, такое как отклонение от стандартных курсов, неожиданная активность AIS, неожиданное прибытие в порт, близкое приближение и вход в опасную либо иную зону [27]–[30].

Все указанные действия могут быть реализованы только при минимальном вмешательстве рулевого. Для разработки полностью автономной системы обнаружения аномальных данных она должна сопровождаться визуализацией взаимодействия судов.

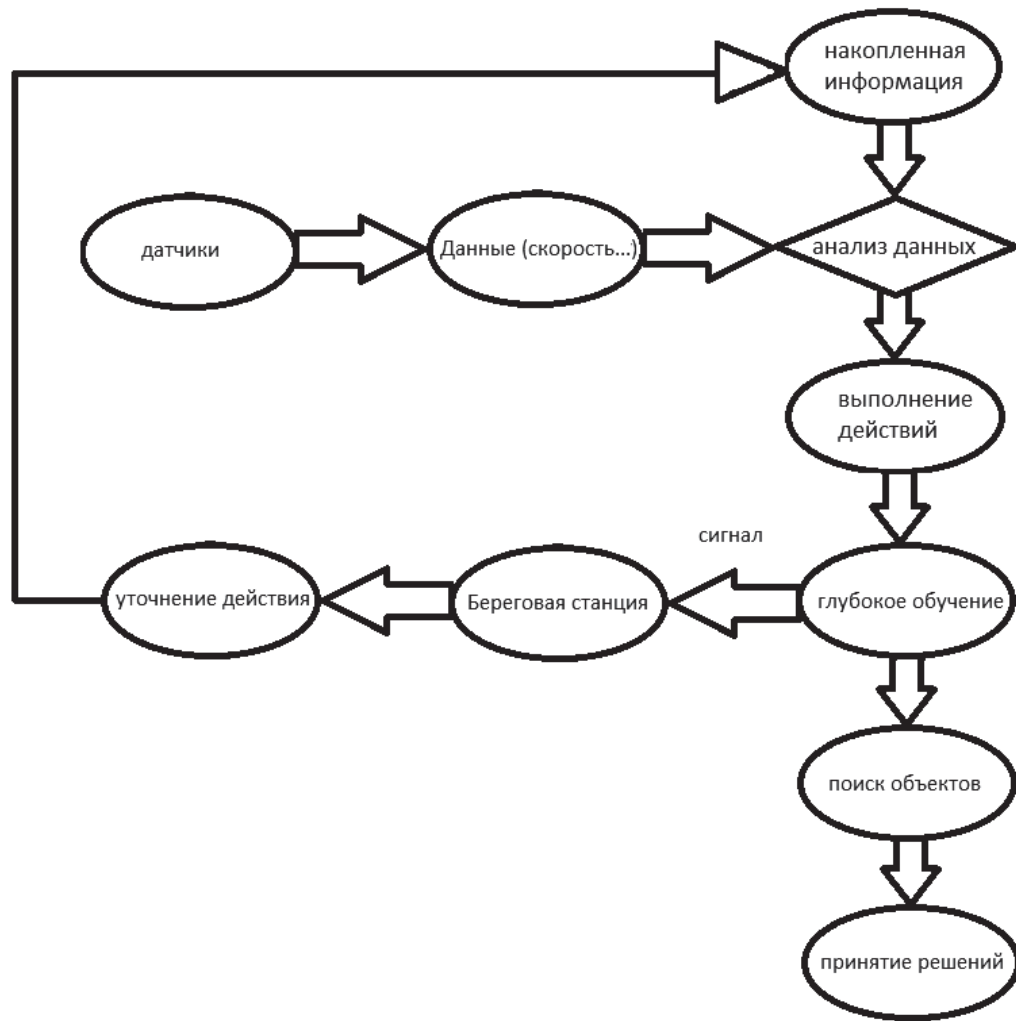


Рис. 4. Схематическое изображение автономного предотвращения столкновений судов

*Реализация методов.* Планирование пути — один из ключевых параметров морской автономной системы. Планирование пути судна можно разделить на две общие группы, а именно детерминированный и эвристический подход. Детерминированный подход использует набор строго определенных шагов для определения решения, а эвристический подход использует информацию внутри подпространства области поиска «приемлемое» решение, а не лучшее решение, удовлетворяющее проектным требованиям. Суть данного подхода состоит в том, что в нем предпринимается попытка избежать препятствий и достичь целевой точки на оптимальном расстоянии и в кратчайшие сроки. В настоящее время в области беспилотных автомобилей, мобильных роботов и дронов эффективное планирование пути содержит методы искусственного потенциального поля, нейронной сети, нечеткой логики и генетического алгоритма. Наиболее распространенным алгоритмом планирования пути является подход глубокого обучения, содержащий область безопасности вокруг каждого препятствия, которая служит для обозначения риска столкновения. Глубокое обучение с подкреплением хорошо решает проблему размерности и может обрабатывать многомерные входные данные.

Алгоритмы распознавания объектов важны для улучшения автоматического распознавания данных в судовой навигации. Глубокая архитектура способна выявлять сильно нелинейные нарушения в данных без предварительной обработки. Используя искусственные нейронные сети и алгоритм обратного распространения, нейронная сеть может научиться определять особенности данных, характерные для каждого класса. Проблема классификации спутниковых данных судов,

полученных из космоса, остается сложной и может быть решена с помощью статистической сверточной нейронной сети вместе с соответствующим методом распознавания данных.

### Заключение (Conclusion)

В статье рассмотрены методы распознавания данных в судоходстве. Классические методы дают сбой при изменении маршрута либо резком появлении помехи, поэтому данные методы используются в основном для принятия контролируемых решений, что является недостатком для развития морского судоходства. Глубокие нейронные сети используются для идентификации различных судов, распознавания образов и предотвращения столкновений. Для достижения поставленной в работе цели, на основе выполненного анализа, можно сделать вывод о том, что алгоритмы машинного обучения способны принимать разумные решения, однако они могут усложняться для неструктурированных данных. Эти проблемы можно решить с помощью сетей глубокого обучения, в которых сложная ситуация решается с помощью многоуровневого иерархического подхода.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Chernyi S. G. The Reliability Assessment of Functioning of Autonomous Power System of Drilling Rigs / S. G. Chernyi, A. S. Bordug, L. N. Kozachenko, P. A. Erofeev, V. A. Zhukov // 2020 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (EIConRus). — IEEE, 2020. — Pp. 259–263. DOI : 10.1109/EIConRus49466.2020.9039117.
2. Bordug A. Analysis of Dynamic Processes in Maritime Engines of Ships / A. Bordug, N. Smetuch, I. Antipenko, A. Yashin // International Scientific Siberian Transport Forum. — Springer, Cham, 2019. — Pp. 816–824. DOI : 10.1007/978-3-030-37916-2\_80.
3. Сметюх Н. П. Скалярное многофакторное оценивание диагностических характеристик судовых энергетических систем / Н. П. Сметюх [и др.] // Автоматизация, телемеханизация и связь в нефтяной промышленности. — 2019. — № 12 (557). — С. 15–19. DOI: 10.33285/0132-2222-2019-12(557)-15-19.
4. Бордюг А. С. Создание лингвистических правил управления судном для повышения надежности работы СЭУ / А. С. Бордюг, В. А. Жуков, А. А. Железняк // Сборник научных трудов профессорско-преподавательского состава Государственного университета морского и речного флота имени адмирала С. О. Макарова. — СПб.: Изд-во ГУМРФ имени адмирала С. О. Макарова, 2016. — С. 36–44.
5. Жиленков А. А. Проблема позиционирования объекта водного транспорта, как элемента поликомпонентной системы, относительно горизонта / А. А. Жиленков, С. Г. Черный, А. С. Бордюг // XXIII Санкт-Петербургская международная конференция по интегрированным навигационным системам: сб. материалов; Гл. ред. В. Г. Пешехонов. — СПб.: АО «Концерн «ЦНИИ «Электроприбор», 2016. — С. 396–400.
6. Доровской В. А. Синтез модели хранилища неопределенных данных информационной системы промыслового флота / В. А. Доровской [и др.] // Информационные технологии в управлении (ИТУ-2016): Материалы 9-й конференции по проблемам управления. — СПб.: Концерн «Центральный научно-исследовательский институт «Электроприбор», 2016. — С. 523–524.
7. Бордюг А. С. Повышение безопасности судна путем автоматизации СЭУ системами на базе нечеткой логики / А. С. Бордюг, И. Л. Титов, С. Г. Черный // Перспективные направления развития отечественных информационных технологий: материалы II межрегиональной научно-практической конференции. Науч. ред. Б. В. Соколов. — Севастопольский гос. ун-т, 2016. — С. 83–84.
8. Hammer A. Knowledge acquisition for collision avoidance maneuver by ship handling simulator / A. Hammer, K. Hara // MARSIM & ICSM 90, Intl. Conference, Marine Simulation and Ship Manoeuvrability. — Tokyo, 1990. — Pp. 245–252.
9. Nagasawa A. Simulation model to estimate a risk of marine traffic flow / A. Nagasawa, K. Hara, K. Inoue // Proceedings Techno-Ocean International Symposium. — Kobe, Japan, 1988.
10. Baldacci A. Maritime traffic characterization with the Automatic Identification System / A. Baldacci, S. Rolla, C. Carthel // NATO Workshop on Data Fusion and Anomaly Detection for Maritime Situational Awareness, La Spezia, Italy. — 2009.
11. Hasegawa K. Automatic collision avoidance system for ships using fuzzy control / K. Hasegawa // 8th Ship Control System Symposium, Hague. — 1987.

12. *Le Chenadec G.* Incremental Learning for Classification of Objects of Interest / G. Le Chenadec, Q. Olivau, B. Clement, P. Papadakis, K. Sammut. — 2019. — 7 p.
13. *Laxhammar R.* Anomaly detection for sea surveillance / R. Laxhammar // 2008 11th international conference on information fusion. — IEEE, 2008. — Pp. 1–8.
14. *Kim K. H.* Ship Detection Using Faster R-CNN in Maritime Scenarios / K. H. Kim, S. J. Hong, B. H. Choi, I. H. Kim, E. T. Kim // Proceedings of the Conference on Information and Control Systems (CICS) 2017, Dubai, United Arab Emirates, 29–30 April 2017. — Korea, 2017. — Pp. 158–159.
15. *Щекин В. П.* Adaptive fuzzy systems on Forel class taxonomy / В. П. Щекин, С. Г. Черный, А. С. Бордюг // Software & Systems. — 2014. — № 4. — С. 114–117.
16. *Lee S. M.* A fuzzy logic for autonomous navigation of marine vehicles satisfying COLREG guidelines / S. M. Lee, K. Y. Kwon, J. Joh // International Journal of Control, Automation, and Systems. — 2004. — Vol. 2. — No. 2. — Pp. 171–181.
17. *Filipowicz W.* On nautical observation errors evaluation / W. Filipowicz // TransNav: International Journal on Marine Navigation and Safety of Sea Transportation. — 2015. — Vol. 9. — No. 4. — Pp. 545–550. DOI: 10.12716/1001.09.04.11.
18. *Livshin I.* Manual Neural Network Processing / I. Livshin // Artificial Neural Networks with Java. — Apress, Berkeley, CA, 2019. — Pp. 21–46. DOI: 10.1007/978-1-4842-4421-0\_3.
19. *Yuan J.* Course control of underactuated ship based on nonlinear robust neural network backstepping method / J. Yuan, H. Meng, Q. Zhu, J. Zhou // Computational intelligence and neuroscience. — 2016. — Vol. 2016. DOI: 10.1155/2016/3013280.
20. *Sakhre V.* Fuzzy counter propagation neural network control for a class of nonlinear dynamical systems / V. Sakhre, S. Jain, V. S. Sapkal, D. P. Agarwal // Computational intelligence and neuroscience. — 2015. — Vol. 2015. DOI: 10.1155/2015/719620.
21. *Polycarpou M. M.* Stable adaptive neural control scheme for nonlinear systems / M. M. Polycarpou // IEEE Transactions on Automatic control. — 1996. — Vol. 41. — Is. 3. — Pp. 447–451. DOI: 10.1109/9.486648.
22. *Дмитриев В. И.* Справочник капитана / В. И. Дмитриев [и др.]; под общ. ред. В. И. Дмитриева. — СПб.: Элмор, 2009. — 816 с.
23. *Сазонов А. Е.* Использование метода экспертных отношений предпочтения для оценки уровня совершенства системы управления безопасностью морского судна / А. Е. Сазонов, Г. С. Осипов, В. Д. Клименко // Вестник Государственного университета морского и речного флота имени адмирала С. О. Макарова. — 2013. — № 3. — С. 94–104.
24. *Сазонов А. Е.* Лингвистическая оценка уровня совершенства системы управления безопасностью судоходных компаний / А. Е. Сазонов, Г. С. Осипов // Вестник Государственного университета морского и речного флота имени адмирала С. О. Макарова. — 2017. — Т. 9. — № 1. — С. 7–16. DOI: 10.21821/2309-5180-2017-9-1-7-16.
25. *Осипов Г. С.* Нечеткая экспертная система оценки уровня безопасности судоходных компаний / Г. С. Осипов, А. Е. Сазонов // XIV Международная научно-практическая конференция «Европейские научные исследования: инновации в науке, образовании и технологиях». — М.: Изд-во «Проблемы науки», 2016. — № 3 (14). — Pp. 10–11. DOI: 10.20861/2410-2873-2016-14-002.
26. *Statheros T.* Autonomous ship collision avoidance navigation concepts, technologies and techniques / T. Statheros, G. Howells, K. M. D. Maier // The Journal of Navigation. — 2008. — Vol. 61. — Is. 1. — Pp. 129–142. DOI: 10.1017/S037346330700447X.
27. *Jian-Hao X.* Application of artificial neural network (ANN) for prediction of maritime safety / X. Jian-Hao // International Conference on Information and Management Engineering. — Springer, Berlin, Heidelberg, 2011. — Pp. 34–38. DOI: 10.1007/978-3-642-24097-3\_6.
28. *Moreira L.* Path following control system for a tanker ship model / L. Moreira, T. I. Fossen, C. G. Soares // Ocean Engineering. — 2007. — Vol. 34. — Is. 14–15. — Pp. 2074–2085. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2007.02.005.
29. *Ung S. T.* Test case based risk predictions using artificial neural network / S. T. Ung, V. Williams, S. Bonsall, J. Wang // Journal of Safety Research. — 2006. — Vol. 37. — Is. 3. — Pp. 245–260. DOI: 10.1016/j.jsr.2006.02.002.
30. *Olindersson F.* Developing a Maritime Safety Index using Fuzzy Logics / F. Olandersson, W. C. Bruhn, T. Scheidweiler, A. Andersson // TransNav, International Journal on Marine Navigation and Safety of Sea Transportation. — 2017. — Vol. 11. — No. 3. — Pp. 469–475. DOI: 10.12716/1001.11.03.12.



## REFERENCES

1. Chernyi, Sergei G., Aleksandr S. Bordug, Lubov N. Kozachenko, Pavel A. Erofeev, and Vladimir A. Zhukov. "The Reliability Assessment of Functioning of Autonomous Power System of Drilling Rigs." *2020 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (EIConRus)*. IEEE, 2020. 259–263. DOI: 10.1109/EIConRus49466.2020.9039117.
2. Bordug, Aleksandr, Aleksandr Yashin, Nadejda Smetuch, and Inna Antipenko. "Analysis of Dynamic Processes in Maritime Engines of Ships." *International Scientific Siberian Transport Forum*. Springer, Cham, 2019. 816–824. DOI: 10.1007/978-3-030-37916-2\_80.
3. Smetyukh, N. P., S. G. Cherny, V. V. Enivatov, and A. S. Bordyug. "Scalar multifactor evaluation of diagnostic characteristics of ships power systems." *Avtomatizatsiya, telemekhanizatsiya i svyaz v neftyanoy promyshlennosti* 12(557) (2019): 15–19. DOI: 10.33285/0132-2222-2019-12(557)-15-19.
4. Bordyug, A. S., V. A. Zhukov, and A. A. Zheleznyak. "Sozдание lingvisticheskikh pravil upravleniya sudnom dlya povysheniya nadezhnosti raboty SEU." *Sbornik nauchnykh trudov professorsko-prepodavatel'skogo sostava Gosudarstvennogo universiteta morskogo i rechnogo flota imeni admirala S. O. Makarova*. SPb.: Izd-vo GUMRF imeni admirala S. O. Makarova, 2016. 36–44.
5. Zhilenkov, A. A., S. G. Chernyi, and A. S. Bordyug. "Problema pozitsionirovaniya ob'ekta vodnogo transporta, kak elementa polikomponentnoi sistemy, otnositel'no gorizonta." *XXIII Sankt-Peterburgskaya mezhdunarodnaya konferentsiya po integrirovannym navigatsionnym sistemam: sbornik materialov*. Edited by V. G. Peshekhonov. SPb.: AO «Kontsern «TsNII «Elektropribor», 2016. 396–400.
6. Dorovskoi, V.A., N. P. Smetyukh, A. S. Bordyug, and S. G. Chernyi. "Sintez modeli khranilishcha neopredelennykh dannykh informatsionnoi sistemy promyslovogo flota." *Informatsionnye tekhnologii v upravlenii (ITU-2016): Materialy 9-i konferentsii po problemam upravleniya*. SPb.: Kontsern "Tsentral'nyi nauchno-issledovatel'skii institut "Elektropribor", 2016. 523–524.
7. Bordyug, A. S., I. L. Titov, and S. G. Chernyi. "Povyshenie bezopasnosti sudna putem avtomatizatsii SEU sistemami na baze nechetkoi logiki." *Perspektivnye napravleniya razvitiya otechestvennykh informatsionnykh tekhnologii: materialy II mezhregional'noi nauchno-prakticheskoi konferentsii*. Edited by B. V. Sokolov. 2016. 83–84.
8. Hammer, A., and K. Hara. "Knowledge acquisition for collision avoidance maneuver by ship handling simulator." *MARSIM & ICSM 90, Intl. Conference, Marine Simulation and Ship Manoeuvrability*. Tokyo, 1990. 245–252.
9. Nagasawa, A., K. Hara, and K. Inoue. "Simulation model to estimate a risk of marine traffic flow." *Proceedings Techno-Ocean International Symposium*. Kobe, Japan, 1988.
10. Baldacci, A., S. Rolla, and C. Carthel. "Maritime traffic characterization with the Automatic Identification System." *NATO Workshop on Data Fusion and Anomaly Detection for Maritime Situational Awareness*. 2009.
11. Hasegawa, K. "Automatic collision avoidance system for ships using fuzzy control." *8th Ship Control System Symposium*. Hague, 1987.
12. Le Chenadec, Gilles, Quentin Olivau, Benoit Clement, Panagiotis Papadakis, and Karl Sammut. *Incremental Learning for Classification of Objects of Interest*. 2019.
13. Laxhammar, Rikard. "Anomaly detection for sea surveillance." *2008 11th international conference on information fusion*. IEEE, 2008. 1–8.
14. Kim, K. H., S. J. Hong, B. H. Choi, I. H. Kim, and E. T. Kim. "Ship Detection Using Faster R-CNN in Maritime Scenarios." *Proceedings of the Conference on Information and Control Systems (CICS)*. Korea, 2017. 158–159.
15. Shchekin, V. P., S. G. Chernyi, and A. S. Bordyug. "Adaptive fuzzy systems on forel class taxonomy." *Software & Systems* 4 (2014): 114–117.
16. Lee, Sang-Min, Kyung-Yub Kwon, and Joongseon Joh. "A fuzzy logic for autonomous navigation of marine vehicles satisfying COLREG guidelines." *International Journal of Control, Automation, and Systems* 2.2 (2004): 171–181.
17. Filipowicz, Włodzimierz. "On nautical observation errors evaluation." *TransNav: International Journal on Marine Navigation and Safety of Sea Transportation* 9.4 (2015): 545–550. DOI: 10.12716/1001.09.04.11.
18. Livshin, Igor. "Manual Neural Network Processing." *Artificial Neural Networks with Java*. Apress, Berkeley, CA, 2019. 21–46. DOI: 10.1007/978-1-4842-4421-0\_3.
19. Yuan, Junjia, H. Meng, Q. Zhu, and J. Zhou. "Course control of underactuated ship based on nonlinear robust neural network backstepping method." *Computational intelligence and neuroscience* 2016 (2016). DOI: 10.1155/2016/3013280.

20. Sakhre, Vandana, Sanjeev Jain, Vilas S. Sapkal, and Dev P. Agarwal. “Fuzzy counter propagation neural network control for a class of nonlinear dynamical systems.” *Computational intelligence and neuroscience* 2015 (2015). DOI: 10.1155/2015/719620.

21. Polycarpou, Marios M. “Stable adaptive neural control scheme for nonlinear systems.” *IEEE Transactions on Automatic control* 41.3 (1996): 447–451. DOI: 10.1109/9.486648.

22. Dmitriev, V. I., V. L. Grigoryan, S. V. Kozik, V. A. Nikitin, L. S. Rassukovanyi, G. G. Fadeev, and Yu. V. Tsitrik. *Spravochnik kapitana*. Edited by V. I. Dmitriev. SPb.: Elmor, 2009.

23. Sazonov, A. E., G. S. Osipov, and V. D. Klimenko. “Using expert preference relations to assess the perfection level of ships safety management system.” *Vestnik Gosudarstvennogo universiteta morskogo i rechnogo flota imeni admirala S. O. Makarova* 3 (2013): 94–104.

24. Sazonov, Anatoly E., and Gennady S. Osipov. “Linguistic assessment of the perfection level of safety management system of shipping companies.” *Vestnik Gosudarstvennogo universiteta morskogo i rechnogo flota imeni admirala S. O. Makarova* 9.1 (2017): 7–16. DOI: 10.21821/2309-5180-2017-9-1-7-16.

25. Osipov, G. S., and A. E. Sazonov. “Fuzzy expert system of shipping companies safety assessment.” *XIV International Scientific and Practical Conference “European research: innovation in science, education and technology”*. No. 3(14). M.: Publishing house «Problems of science», 2016. 10–11. DOI: 10.20861/2410-2873-2016-14-002.

26. Statheros, Thomas, Gareth Howells, and Klaus McDonald Maier. “Autonomous ship collision avoidance navigation concepts, technologies and techniques.” *The Journal of Navigation* 61.1 (2008): 129–142. DOI: 10.1017/S037346330700447X.

27. Jian-Hao, Xu. “Application of artificial neural network (ANN) for prediction of maritime safety.” *International Conference on Information and Management Engineering*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2011. 34–38. DOI: 10.1007/978-3-642-24097-3\_6.

28. Moreira, Lúcia, Thor I. Fossen, and C. Guedes Soares. “Path following control system for a tanker ship model.” *Ocean Engineering* 34.14–15 (2007): 2074–2085. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2007.02.005.

29. Ung, S. T., V. Williams, S. Bonsall, and J. Wang. “Test case based risk predictions using artificial neural network.” *Journal of Safety Research* 37.3 (2006): 245–260. DOI: 10.1016/j.jsr.2006.02.002.

30. Olindersson, F., W. C. Bruhn, T. Scheidweiler, and A. Andersson. “Developing a Maritime Safety Index using Fuzzy Logics.” *TransNav, International Journal on Marine Navigation and Safety of Sea Transportation* 11.3 (2017). 469–475. DOI: 10.12716/1001.11.03.12.

#### ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ

**Бордюг Александр Сергеевич** —  
кандидат технических наук  
ФГБОУ ВО «КГМТУ»  
298309, Российская Федерация, г. Керчь,  
ул. Орджоникидзе, 82  
e-mail: [alexander.bordyug@mail.ru](mailto:alexander.bordyug@mail.ru)

#### INFORMATION ABOUT THE AUTHOR

**Bordyug, Aleksandr S.** —  
PhD  
Kerch State Maritime Technological University  
82 Ordzhonikidze Str., Kerch, 298309,  
Russian Federation  
e-mail: [alexander.bordyug@mail.ru](mailto:alexander.bordyug@mail.ru)

*Статья поступила в редакцию 2 ноября 2020 г.*

*Received: November 2, 2020.*