

DOI: 10.24143/2073-5529-2021-1-31-37
УДК 681.7; 639.3; 628.93

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ ТРАЛОВЫМ ПРОМЫСЛОМ

А. А. Недоступ, А. О. Ражев

*Калининградский государственный технический университет,
Калининград, Российская Федерация*

В процессе управления траловым ловом необходимо добиваться повышения эффективности траления, уменьшения влияния человеческого фактора. Рассмотрено применение нейронной сети в композиции с математической моделью и технологиями «больших» данных (BigData) для предсказательного моделирования в процессе автоматического управления траловым ловом с целью повышения его эффективности (уменьшения энерго- и трудозатрат, увеличения производительности лова). Достоинствами предложенного подхода являются возможность дополнительного учета таких факторов, не учитываемых в математической модели из-за сложности их математического описания, как время дня, время года, погодные условия, плотность скопления судов, наличие и распределение кормовой базы, гидробионтов других видов и др., а также возможность сбора и накопления данных, полученных по результатам множества промыслов у различных промысловиков для их последующего учета при управлении предстоящими промыслами. Предложено решение, основанное на коррекции выходных данных, полученных с математической модели, по выходным данным нейронной сети. Весовые коэффициенты нейронной сети извлекаются из централизованной базы данных с использованием технологий «BigData» перед промыслом с критерием отбора по району и объекту промысла. По ходу лова происходит протоколирование входных данных нейронной сети и итоговых (скорректированных) выходных данных управления. По окончании промысла сохраненные данные используются в процессе обучения нейронной сети с последующим обновлением весовых коэффициентов в централизованной базе данных. Процесс обучения нейронной сети происходит между промыслами на централизованной нейронной сети общего доступа. Скорректированные весовые коэффициенты обновляются в общей базе данных промысловиков.

Ключевые слова: система управления, искусственный интеллект, нейронная сеть, BigData, траловый промысел, предсказательное моделирование.

Для цитирования: Недоступ А. А., Ражев А. О. Применение нейронной сети для управления траловым промыслом // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Рыбное хозяйство. 2021. № 1. С. 31–37. DOI: 10.24143/2073-5529-2021-1-31-37.

Введение

В процессе управления траловым ловом необходимо добиваться повышения его эффективности, уменьшения влияния человеческого фактора. В этой связи актуальной задачей становится автоматизация процесса тралового промысла.

Решение задачи автоматизации тралового лова возможно с применением предсказательного моделирования по математическим моделям процесса лова [1–6]. При данной постановке задачи необходимо использование математических моделей, описывающих «физику» тралового комплекса, места промысла, поведения объекта лова, а также внешних факторов, влияющих на итоговую эффективность лова. Недостатком такого подхода является невозможность учесть все процессы: математическая модель не может учесть все входные параметры, особенно с непредсказуемым характером.

Постановка задачи

В настоящее время с постоянным увеличением мощности современных вычислительных средств автоматизации широкое распространение получил «искусственный интеллект». В промышленном рыболовстве вопрос построения систем автоматизации процесса лова и его моделирования с применением «искусственного интеллекта» не изучен.

На распределение, поведение, размеры объекта лова в районе промысла влияют такие внешние по отношению к траловому комплексу периодические и непериодические факторы, как время дня, время года, погодные условия, плотность скопления судов, наличие и распределение кормовой базы, гидробионтов других видов и пр. Реакция многих рыб на свет меняется в зависимости от вида и возраста, интенсивности освещения, фотопериода, его спектрального состава. Предсказание реакции при помощи математических моделей затруднено.

Указанные факторы влияют на планирование процесса лова. Для повышения эффективности лова с учетом условий, предъявляемых к будущему улову, необходимо предсказание оптимального места промысла.

Материалы исследования

Схема управления траловым промыслом приведена на рис. 1.

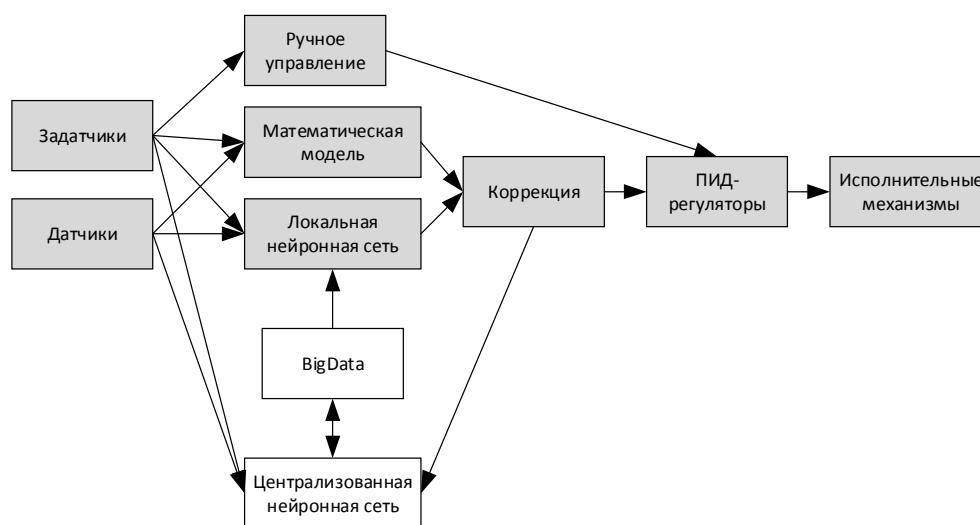


Рис. 1. Схема управления траловым промыслом

На рис. 1 серым цветом выделены компоненты, находящиеся на судне и траловом комплексе. Не выделены цветом общие компоненты, находящиеся на берегу у оператора системы.

Исходными данными для математической модели и нейронной сети являются текущие значения с датчиков судна (скорость, курс), траловой системы (положение траловых досок и пр.), GPS-координаты, календарное время, погодные условия, данные с навигационных и рыбопоисковых приборов, текущее состояние органов управления и исполнительных устройств, а также данные с задатчиков требуемой траектории движения судна и трала.

С целью выхода из внештатных ситуаций, предотвращения возможных аварий из-за сбоев автоматики, а также для возможности внепланового изменения рыбопромысловых процессов в схеме предусмотрена возможность перехода на ручное управление.

Математическая модель управления описана в [2, 4]. При ее работе учитываются физические кратковременные характеристики процесса тралового промысла: скорость, курс, тяга, гидродинамика траловой системы при движении к месту промысла и обратно, погружению трала, тралении и выборке. В качестве входных данных математической модели используются мгновенные значения указанных параметров, а также мгновенные значения задатчиков. На выходе математическая модель выдает значения для регуляторов исполнительных механизмов судна и рыбопромысловых механизмов.

Для коррекции выходных значений математической модели с целью учета долговременных периодических и непериодических параметров (время дня, время года, погодные условия, плотность скопления судов, наличие и распределение кормовой базы, наличие гидробионтов других видов) перед поступлением на регуляторы выходные значения математической модели корректируются на основании значений, полученных на выходе локальной нейронной сети, функционирующей на вычислительных средствах, установленных на судне.

Перед процессом промысла необходимо настроить локальную нейронную сеть, установив все ее весовые коэффициенты. Значения коэффициентов считываются из централизованной базы данных с использованием технологий BigData [7], общей для множества добытчиков гидробионтов. Критериями выборки из базы данных являются типы судна, орудия лова, промысловых механизмов, региона промысла, объекта лова.

В процессе промысла вся информация, поступающая на вход нейронной сети (входные выборки) и регуляторы, протоколируется на судне и впоследствии может быть воспроизведена в централизованной нейронной сети аналогичной структуры с целью ее обучения (уточнения весовых коэффициентов). Перед обучением в централизованную нейронную сеть из общей базы данных загружаются весовые коэффициенты с использованием тех же критериев отбора, что и в процессе промысла.

После прохождения обучения на множестве выборок уточненные весовые коэффициенты обновляются в общей базе данных промысловиков. Данный процесс происходит многократно для множества промыслов у различных рыбодобытчиков, имеющих к ней доступ. Таким образом, с течением времени централизованная нейронная сеть, а значит и ее локальные аналоги, «умнеют».

Обозначим вектор значений входной выборки X , выходной выборки Y , а вектор весовых коэффициентов w . Рассмотрим процесс обучения на примере нейронной сети прямого распределения [8] с нормализованной сигмоидной функцией активации нейронов вида

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}},$$

где x – значение после сумматора входных сигналов нейрона; e – число Эйлера в экспоненциальной функции.

Процесс обучения сводится к нахождению всех весовых коэффициентов w таких, что для каждой выборки X значение на выходе нейронной сети будет максимально приближено к значению выборки Y . Таким образом, задача обучения сводится к задаче оптимизации системы нелинейных уравнений и решается одним из методов оптимизации, например одним из итерационных методов безусловной многомерной оптимизации второго порядка Ньютона, Ньютона – Рафсона или Левенберга – Марквардта.

Поскольку режим обучения нейронной сети выполняется после промысла без привязки к реальному времени, критерий скорости работы (трудоемкости) алгоритма обучения не является критичным. В качестве основного был выбран критерий стабильности работы алгоритма. При анализе перечисленных выше методов был выбран метод Левенберга – Марквардта [9, 10], т. к. в методах Ньютона и Ньютона – Рафсона вследствие накопления ошибок в процессе расчета гессиан может оказаться отрицательно определенной или необратимой матрицей. Для обеспечения положительной определенности матрицы Гессе используется метод Левенберга – Марквардта (метод Ньютона с регулировкой матрицы).

Решением является вектор коррекции весовых коэффициентов Δw при минимуме целевой функции соответствия

$$E(w + \Delta w) = |Y(w + \Delta w) - Y|,$$

где $Y(w + \Delta w)$ – вектор выходных значений нейронной сети при скорректированных на текущем шаге весовых коэффициентах; w – вектор весовых коэффициентов до обучения.

Условием завершения итерационного процесса примем

$$E(w + \Delta w) < \delta,$$

где δ – заданная максимальная погрешность.

В методе Левенберга – Марквардта скаляры строятся по правилу

$$w^{[k+1]} = w^{[k]} + \Delta w_k,$$

где k – номер итерации; Δw_k – направление спуска, вычисляется по формуле

$$\Delta w_k = -[H(w^{[k]} + \lambda^{[k]} \text{diag}(H(w^{[k]})))^{-1} \nabla E(w^{[k]}),$$

где λ^k – последовательность положительных чисел, обеспечивающих положительную определенность матрицы

$$[H(w^{[k]}) + \lambda^{[k]} \text{diag}(H(w^{[k]}))],$$

∇ – обозначение градиента; H – гессиан.

На рис. 2 приведена блок-схема алгоритма обучения централизованной нейронной сети.

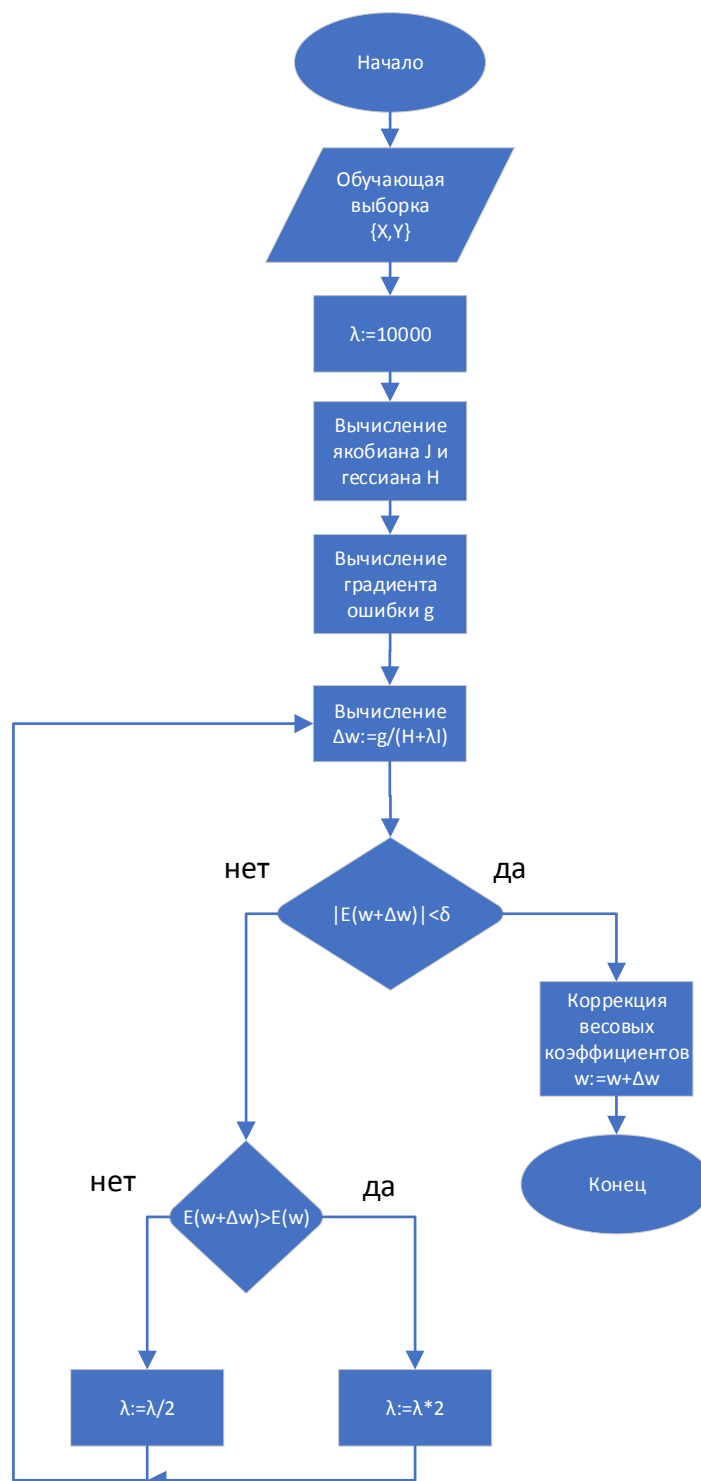


Рис. 2. Блок-схема алгоритма обучения нейронной сети

В ряде стандартных программ полагается $\lambda^0 = 10^4$. Если

$$E\left(\mathbf{w}^{[k]} - \left[H(\mathbf{w}^{[k]}) + \lambda^{[k]} \text{diag}(H(\mathbf{w}^{[k]})) \right]^{-1} \nabla E(\mathbf{w}^{[k]})\right) < E\left(\mathbf{w}^{[k]}\right),$$

то на следующем шаге алгоритма $\lambda^{[k+1]} = 0,5\lambda^{[k]}$, в противном случае $\lambda^{[k+1]} = 2\lambda^{[k]}$.

Заключение

В статье поставлена задача улучшения характеристик автоматизированной системы управления траловым промыслом на основе математической модели с целью повышения эффективности лова и уменьшения влияния человеческого фактора. Для ее решения предложена схема управления с использованием предсказательного моделирования, основанная на композиции математической модели, искусственного интеллекта на основе нейронной сети прямого распределения и технологий BigData, встраиваемых в штатную систему управления.

Одним из достоинств предложенного подхода является возможность учета таких факторов, не учитываемых в математической модели из-за сложности их математического описания, как время дня, время года, погодные условия, плотность скопления судов, наличие и распределение кормовой базы, гидробионтов других видов и др. Другим достоинством является возможность сбора и накопления данных, полученных по результатам множества промыслов у различных промысловиков для их последующего учета при управлении предстоящими промыслами.

Для обучения нейронной сети на основе данных, полученных по протоколам промыслов, предлагается использовать численный метод безусловной многомерной оптимизации второго порядка Левенберга – Марквардта как наиболее стабильный.

Авторы статьи считают, что композиция математической модели, нейронной сети и «больших» данных (Big Data) в совокупности с «родными» средствами управления судном и тралом позволит учесть больше факторов и повысить эффективность промысла.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Недоступ А. А., Ражев А. О. Математическая модель имитатора устройств гидролокации // Морские интеллектуальные технологии. 2018. № 4 (42). Т. 4. С. 283–286.
2. Недоступ А. А., Ражев А. О. Применение показаний датчиков для автоматизации управления траловой системой // Морские интеллектуальные технологии. 2019. № 2 (44). Т. 2. С. 155–158.
3. Недоступ А. А., Ражев А. О. Модели распространения акустических волн при гидролокации // Морские интеллектуальные технологии. 2019. № 2 (44). Т. 2. С. 159–163.
4. Недоступ А. А., Ражев А. О. Математическая модель коррекции автопилота по показаниям устройств мониторинга при тралении // Имитационное и комплексное моделирование морской техники и морских транспортных систем (ИКМ МТМТС-2019): материалы V Междунар. науч.-практ. конф. (Санкт-Петербург, 10 июля 2019 г.). М.: Перо, 2019. С. 124–127.
5. Недоступ А. А., Ражев А. О. Математическая модель движения стаи рыб в окрестностях трала // Материалы VII Междунар. Балтийс. мор. форума (Калининград, 07–12 октября 2019 г.): в 6 т. Калининград: Изд-во БГАРФ, 2019. Т. 2. Морская техника и технологии. Безопасность морской индустрии. С. 290–293.
6. Недоступ А. А., Ражев А. О. Определение топологии места лова по батиметрическим картам формата NETCDF // Материалы VII Междунар. Балтийс. мор. форума (Калининград, 07–12 октября 2019 г.): в 6 т. Калининград: Изд-во БГАРФ, 2019. Т. 2. Морская техника и технологии. Безопасность морской индустрии. С. 285–290.
7. Майер-Шенбергер В., Кукьер К. Большие данные. Революция, которая изменит то, как мы живем, работаем и мыслим = Big Data. / пер. с англ. И. Гайдюк. М.: Манн, Иванов, Фербер, 2014. 240 с.
8. Schmidhuber J. Deep learning in neural networks: An overview // Neural Networks. 2015. N. 61. P. 85–117.
9. Гилл Ф., Моррей У., Райт М. Практическая оптимизация. М.: Мир, 1985. 509 с.
10. Филатов В. И. Нелинейная модель динамической системы прогнозирования расхода топлива судна с использованием нейронной сети // Морские интеллектуальные технологии. 2020. № 2 (48). Т. 1. С. 152–157.

Статья поступила в редакцию 26.06.2020

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Недоступ Александр Алексеевич – Россия, 236022, Калининград; Калининградский государственный технический университет; канд. техн. наук, доцент; зав. кафедрой промышленного рыболовства; nedostup@klgtu.ru.

Разжев Алексей Олегович – Россия, 236022, Калининград; Калининградский государственный технический университет; младший научный сотрудник УНИД; progacpp@live.ru.



USING NEURAL NETWORK FOR TRAWL MANAGEMENT

A. A. Nedostup, A. O. Razhev

*Kaliningrad State Technical University,
Kaliningrad, Russian Federation*

Abstract. The article highlights the problems of managing trawl fishing, increasing the operation efficiency and reducing the influence of the human factor. There has been considered using a neural network in combination with a mathematical model and BigData technologies for predictive modeling in the process of automatic control of trawl fishing in order to increase its efficiency (to reduce energy and labor costs, to increase fishing productivity). Advantages of the proposed approach are the possibility to account for the above factors neglected in the mathematical model due to the complexity of their mathematical description (e.g. time of the day, time of the year, weather conditions, density, congestion, availability and distribution of food resources, other aquatic species), as well as the possibility of collecting and accumulating data obtained in many fishing operations and from different fishers for their subsequent consideration in the fishery management in the future. There has been proposed a solution based on the corrected output data obtained from a mathematical model and on the output data of a neural network. The weight coefficients of the neural network are extracted from a centralized database using BigData technologies before fishing with a selection criterion for the area and object of fishing. In the course of fishing the input data of the neural network and the final (adjusted) output data of the control are recorded. At the end of fishing the saved data is used in the process of training the neural network, followed by updating the weight coefficients in a centralized database. The neural network learning process occurs between the fisheries on a centralized shared neural network. The adjusted weight coefficients are updated in the general database of fishers.

Key words: management system, artificial intelligence, neural network, BigData, trawl fishing, predictive modeling.

For citation: Nedostup A. A., Razhev A. O. Using neural network for trawl management. *Vestnik of Astrakhan State Technical University. Series: Fishing Industry.* 2021;1:31-37. (In Russ.) DOI: 10.24143/2073-5529-2021-1-31-37.

REFERENCES

1. Nedostup A. A., Razhev A. O. Matematicheskaya model' imitatora ustroystv gidrolokatsii [Mathematical model of imitator of sonar devices]. *Morskie intellektual'nye tekhnologii*, 2018, no. 4 (42), vol. 4, pp. 283-286.
2. Nedostup A. A., Razhev A. O. Primenenie pokazanii datchikov dlia avtomatizatsii upravleniia tralovoi sistemoi [Application of sensor readings for of trawl system automation control]. *Morskie intellektual'nye tekhnologii*, 2019, no. 2 (44), vol. 2, pp. 155-158.
3. Nedostup A. A., Razhev A. O. Modeli rasprostraneniia akusticheskikh voln pri gidrolokatsii [Models of acoustic wave propagation during hydrolocation]. *Morskie intellektual'nye tekhnologii*, 2019, no. 2 (44), vol. 2, pp. 159-163.
4. Nedostup A. A., Razhev A. O. Matematicheskaya model' korrektsii avtopilota po pokazaniiam ustroystv monitoringa pri traleniia [Mathematical model of autopilot correction using monitoring devices readings during trawling]. *Imitatsionnoe i kompleksnoe modelirovanie morskoi tekhniki i morskikh transportnykh sistem (IKM MTMTS-2019): materialy V Mezhdunarodnoi nauchno-prakticheskoi konferentsii (Sankt-Peterburg, 10 iuliia 2019 g.)*. Moscow, Pero Publ., 2019. Pp. 124-127.

5. Nedostup A. A., Razhev A. O. Matematicheskaya model' dvizheniya stai ryb v okrestnostiakh trala [Mathematical model of fish school motion around trawl]. *Materialy VII Mezhdunarodnogo Baltiiskogo morskogo foruma (Kaliningrad, 07–12 oktiabria 2019 g.): v 6 t.* Kaliningrad, Izd-vo BGARF, 2019. Vol. 2. Morskaya tekhnika i tekhnologii. Bezopasnost' morskoi industrii. Pp. 290-293.
6. Nedostup A. A., Razhev A. O. Opredelenie topologii mesta lova po batimetriceskim kartam formata NETCDF [Determining topology of fishing site using bathymetric maps in NETCDF format]. *Materialy VII Mezhdunarodnogo Baltiiskogo morskogo foruma (Kaliningrad, 07–12 oktiabria 2019 g.): v 6 t.* Kaliningrad, Izd-vo BGARF, 2019. Vol. 2. Morskaya tekhnika i tekhnologii. Bezopasnost' morskoi industrii. Pp. 285-290.
7. Mayer-Schönberger V., Cukier K. *Big Data: A Revolution that Will Transform how We Live, Work, and Think*. Houghton Mifflin Harcourt, 2013. 242 p. (Rus. ed.: Maier-Shenberger V., Kuk'er K. Bol'shie dannye. Revoliutsiia, kotoraya izmenit to, kak my zhivem, rabotaem i myslim = Big Data. / per. s angl. I. Gaidiuk. M.: Mann, Ivanov, Ferber, 2014. 240 s.).
8. Schmidhuber J. Deep learning in neural networks: An overview. *Neural Networks*, 2015, no. 61, pp. 85-117.
9. Gill P. E., Murray W., Wright M. H. *Practical Optimization*. Emerald Group Publishing Limited, 1982. 418 p. (Rus. ed.: Gill F., Miurrei U., Rait M. Prakticheskaya optimizatsiia. M.: Mir, 1985. 509 s.).
10. Filatov V. I. Nelineinaya model' dinamicheskoi sistemy prognozirovaniia raskhoda topliva sudna s ispol'zovaniem neironnoi seti [Nonlinear model of dynamic system for predicting ship fuel consumption using neural network]. *Morskie intellektual'nye tekhnologii*, 2020, no. 2 (48), vol. 1, pp. 152-157.

The article submitted to the editors 26.06.2020

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Nedostup Alexander Alekseevich – Russia, 236022, Kaliningrad; Kaliningrad State Technical University; Candidate of Technical Sciences, Assistant Professor; Head of the Department of Commercial Fishery; nedostup@klgtu.ru.

Razhev Alexey Olegovich – Russia, 236022, Kaliningrad; Kaliningrad State Technical University; Junior Researcher of the Department of Management of Research Activities; progacpp@live.ru.

