

УДК 004.052: 62.50

А. Ю. ЗАЕЦ, В. А. КРАМАРЬ

Севастопольский национальный технический университет, Украина

## ГАРАНТОСПОСОБНОСТЬ ОКЕАНОТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМ ПРИ ВОЗДЕЙСТВИИ ВНЕШНИХ ЛЕДОВЫХ НАГРУЗОК

*Рассматривается задача обеспечения гарантоспособности океанотехнических систем в условиях действия внешних ледовых нагрузок. Предлагается подход к построению модели оценки толщины льда, как одного из главных факторов, влияющих на величину ледовой нагрузки. Усовершенствована методика расчета ледовых нагрузок на океанотехнические системы путем использования нейронной сети для прогнозирования толщины морского льда на основании статистических данных. Разработка методологии проектирования гарантоспособных океанотехнических сооружений, базирующейся на использовании технологий прогнозирования параметров льда, является относительно новой задачей, решение которой в комплексном подходе пока отсутствует.*

**Ключевые слова:** гарантоспособность, нейронные сети, океанотехнические системы

### Введение

Актуальность задачи обеспечения гарантоспособности океанотехнических систем обусловлена наличием достаточно большого числа возмущающих воздействий, характерных для данной предметной области. Например, вследствие того, что добычу углеводородов в Азовском море осуществляют круглогодично, возникает необходимость учета наряду с базовыми внешними параметрами среды (ветер, течение и волны [1]) еще и дополнительных (ледовые нагрузки). То есть, в условиях действия ледовых полей [3], перемещающихся в горизонтальном направлении под действием внешней среды (ветер и течения), технология прогнозирования параметров льда является базовой для описания нагрузки при проектировании гарантоспособных морских буровых платформ (МБП), имеющих гарантированные сроки службы (на порядки превышающие сроки окупаемости).

Известно [2], что гарантоспособность технических систем является комплексным свойством. Обеспечение готовности, функциональной безопасности, достоверности и живучести океанотехнических сооружений на необходимом уровне требует наличия развитых инструментальных средств, ориентированных, в том числе, и на прогнозирование степени влияния различных возмущающих факторов на качество принимаемых проектных решений.

Таким образом, разработка методологии проектирования гарантоспособных океанотехнических сооружений, базирующейся на использовании современных информационных технологий прогнозирования параметров льда, является относительно новой задачей, решение которой в комплексном подходе пока отсутствует.

### 1. Постановка задачи

Основными исходными данными для расчетов гарантоспособности МБП являются распределения параметров толщин льда. Такие данные получаются в результате статистической обработки результатов, как традиционных измерений, так и крупномасштабных испытаний прочности ровного льда. Методы определения ледовых нагрузок основываются на математических моделях, описывающих механику деформирования и разрушения льда и процессы взаимодействия льда с опорами МБП. Численная реализация расчетов осуществляется детерминистическими и вероятностными методами, учитывающими случайный характер изучаемых параметров.

Свойства льда оказывают существенное влияние на ледовую нагрузку. Основным влияющим фактором на величину ледовой нагрузки, и необходимым для учета в практике океанотехнического строительства при автоматизации расчета является расчетная толщина льда [4].

Формулы (1) – (3) показывают, как рассчитывается глобальная нагрузка по различным принятым методикам [4, 5], где  $h$  – обсуждаемая толщина льда:

– глобальная нагрузка согласно Правилам морского Регистра судоходства.

$$F_{xc} = K_v [A_1 \sigma_f h^2 + A_2 \rho_{wat} g h D^2 + A_3 \rho_{wat} g p_1 h_r (D^2 - D_b^2)] A_4; \quad (1)$$

– глобальная нагрузка согласно ISO 19906

$$H_B = \frac{\sigma_f h^2}{3} \frac{\tan \alpha}{1 - \mu_g} \left( \frac{1 + Yx \ln x}{x - 1} + G(x - 1)(x + 2) \right); \quad (2)$$

– глобальная нагрузка по методике К.Н. Шхи-

нека

$$F_{gH} = \frac{R_f h^3}{3} \frac{\operatorname{tg} \alpha}{1 - \operatorname{fd}(\alpha)} \left[ \frac{1 + 2,7x \ln x}{x - 1} + G(x - 1)(x + 2) \right]. \quad (3)$$

В настоящей статье рассматривается вопрос построения подхода на основе применения нейронных сетей к прогнозу толщины льда.

## 2. Принцип построения модели гибридной нейронной сети

В качестве инструмента позволяющего прогнозировать толщину морского льда в Азовском море для расчета оценки нагрузки, анализируя изменяющуюся во времени характеристику, выберем нейронную сеть обратного распространения, которая является алгоритмом градиентного происхождения.

Разработана модель нейронной сети, в которой есть три слоя, в том числе входной слой, скрытый слой, и выходной слой. Число нейронов каждого слоя  $n$ ,  $m$  и  $l$  соответственно.

Важным этапом разработки нейронной сети является процесс ее обучения, который выглядит следующим образом [5]. Начальные веса  $W_1$ ,  $W_2$  и пороги  $\Theta_1$ ,  $\Theta_2$  нейронной сети генерируются с помощью соответствия случайной последовательности, как исходных данных. В качестве функции активации между слоями нейронной сети выбирается распространенная сигмоидальная функция с единичным параметром наклона и областью значений  $[0, 1]$

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}. \quad (4)$$

$Q$  группы обучающих выборок

$$X_p = \{x_{p1}, x_{p2} \dots x_{pn}\} (1 \leq p \leq Q)$$

должны быть введены в нейронную сеть, и далее рассчитывается общая средняя ошибка нейронной сети

$$E_{MSE} = \frac{1}{2Q} \sum_{p=1}^Q \sum_{k=1}^l (T_k^p - V_{L_k}^p)^2, \quad (5)$$

где  $E_{MSE}$  является общей средней ошибкой из  $Q$  групп образцов обучения,  $T_k^p$  и  $V_{L_k}^p$  ожидаемый выход и реальный выход нейронной сети соответственно.

Функция соответствия алгоритма состоит в следующем:

$$F_v = \frac{1}{1 + E_{MSE}^v}, \quad (6)$$

где  $F_v$  является соответствием  $v$ -го значения в выборке, и  $E_{MSE}^v$  средняя ошибка  $v$ -го значения

( $1 \leq v \leq N$ ). Рассматривая принцип «выживания наиболее приспособленных» укажем, что соответствие между процессом отбора, вероятностью выбора  $p_s$  вычисляется с использованием (7), и процесс отбора будет завершен.

$$p_s(U^i) = \alpha p_f(U^i) + (1 - \alpha) p_d(U^i) = \alpha \frac{f(U^i)}{\sum_{i=1}^M f(U^i)} + (1 - \alpha) \frac{1}{N} e^{C_i/\beta}. \quad (7)$$

В соотношении (7)  $\alpha, \beta \in [0, 1]$  - константы,  $f(U^i)$  функция соответствия,  $C_i$  - концентрация  $U^i$  - начальной популяции задачи.

Адаптивная вероятность пересечения  $p_c$  и вероятность изменения  $p_m$  рассчитываются с использованием (8) и (9) соответственно, процессы пересечения и изменения будут завершены, и генерируются значения нового поколения.

$$p_c = \begin{cases} k_1 \frac{f_{\max} - f_m}{f_{\max} - f_{MSE}}, f_m \geq f_{MSE} \\ k_2, f_m < f_{MSE} \end{cases}, \quad (8)$$

где  $k_1, k_2 \in [0, 1]$  - константы,  $f_{\max}$  является наибольшим соответствием в перекрещивании популяции,  $f_m$  является наибольшим соответствием двух перекрещенных особей и  $f_{MSE}$  является средним соответствием текущей популяции.

$$p_m = \begin{cases} k_3 \frac{f_{\max} - f_1}{f_{\max} - f_{MSE}}, f_1 \geq f_{MSE} \\ k_4, f_1 < f_{MSE} \end{cases}, \quad (9)$$

где  $k_3, k_4 \in [0, 1]$  - константы,  $f_1$  является мутации особи.

Расчет происходит до тех пор, пока средняя ошибка  $E_{MSE}$  из оптимального значения удовлетворяет  $E_{MSE} < \varepsilon_1$ , где  $\varepsilon_1$  глобальная точность поиска. Адаптивный алгоритм применяется для оптимизации веса и порога нейронной сети с использованием (10), пока средняя ошибка  $E_{MSE}$  оптимального значения не удовлетворяет  $E_{MSE} < \varepsilon_2$ , где  $\varepsilon_2$  окончательная точность.

$$\Delta W = \eta \frac{\partial E_{avg}}{\partial W}, \quad (10)$$

где  $\Delta W$  является корректировка веса,  $\eta$  является скоростью обучения и рассчитывается с использованием (11):

$$\eta(k+1) = \begin{cases} 1,05\eta(k), & \text{если } E_{MSE}(k+1) < E_{MSE}(k) \\ 0,7\eta(k), & \text{если } E_{MSE}(k+1) > 1,04E_{MSE}(k) \\ \eta(k), & \text{др.} \end{cases} \quad (11)$$

После всех действий Обученные веса  $W1, W2$  и пороги  $\Theta1, \Theta2$  нейронной сети сохраняются, и готовы для образцов тестирования.

### 3. Применение разработанной модели нейронной сети для прогнозирования толщины льда в Азово-Черноморском бассейне

Как уже говорилось выше, толщина льда является важнейшим параметром при проектировании океанотехнических сооружений. Реальная толщина льда может быть получена по данным режимных наблюдений. Однако проектировщику необходимо обладать прогнозными оценками толщины, для использования их в расчетах, т.к. использование заниженных параметров приведет к выходу системы из строя, а использование завышенных параметров может привести к экономической неэффективности проекта.

В соответствии со статистическими значениями толщины льда в Азовском море с 2007 по 2013, полученными с помощью спутниковых данных (таблица 1), максимальная толщина льда прогнозируется, используя модели нейронной сети. Полученные результаты соответствуют реальным значениям.

Таблица 1  
Толщина льда для Азовского моря за период с 2007 по 2013

Дата	Макс. толщина льда	Дата	Макс. толщина льда
18.12.07	5	29.11.11	5
15.01.08	30	06.12.11	5
12.02.08	70	31.01.12	15
11.03.08	30	13.02.12	30
30.12.08	15	19.03.12	30
13.01.09	70	10.04.12	5
03.02.09	30	25.12.12	15
29.12.09	5	22.01.13	30
19.01.10	15	05.02.13	30
09.02.10	15		
25.01.11	15		
15.02.11	15		

Значения обучающей выборки нормированы на повышения эффективности нейронной сети с использованием (12):

$$\xi' = \frac{\xi - \xi_{\min}}{\xi_{\max} - \xi_{\min}}, \quad (12)$$

где  $\xi$  – необработанные данные образца,  $\xi_{\min}$  и  $\xi_{\max}$  – минимальные и максимальные исходные данные образца соответственно и  $\xi'$  – нормированные данные между 0 и 1.

По соотношению (12) были рассчитаны значения для обучения модели нейронной сети, которые приведены в таблице 2.

Таблица 2  
Данные для обучения модели нейронной сети

Сер. номер	Входные данные	Вых. данные
1	0; 0,3846; 1,0000; 0,3846	0,1538
2	0,3846; 1,0000; 0,3846; 0,1538	1,0000
3	1,0000; 0,3846; 0,1538; 1,0000	0,3846
4	0,3846; 0,1538; 1,0000; 0,3846	0
5	0,1538; 1,0000; 0,3846; 0	0,1538
6	1,0000; 0,3846; 0; 0,1538	0,1538
7	0,3846; 0; 0,1538; 0,1538	0,1538
8	0; 0,1538; 0,1538; 0,1538	0,1538
9	0,1538; 0,1538; 0,1538; 0,1538	0,3846
10	0,1538; 0,1538; 0,1538; 0,3846	0
11	0,1538; 0,1538; 0,3846; 0	0
12	0,1538; 0,3846; 0; 0	0,1538
13	0,3846; 0; 0; 0,1538	0,3846
14	0; 0; 0,1538; 0,3846	0,3846
15	0; 0,1538; 0,3846; 0,3846	0
16	0,1538; 0,3846; 0,3846; 0	0,1538
17	0,3846; 0,3846; 0; 0,1538	0,3846
18	0,3846; 0; 0,1538; 0,3846	0,3846

Для обучения нейронной сети были выбраны толщины льда в период с 18.12.2007 по 29.12.2009. Нормированные обучающие данные в таблице 1 вводятся в модели нейронной сети. Нейроны входного уровня, скрытого уровня и выходного уровня устанавливаются как 4 ( $n=4$ ), 10 ( $m=10$ ) и 1 ( $l=1$ ) [5]. Изменяя глобальную точность поиска  $\epsilon_1$  и конечную точность  $\epsilon_2$ , максимальное число итераций было проведено обучение модели нейронной сети. На рисунках 1 – 4 представлены результаты обучения: зеленая кривая показывает реальные значения, а синяя кривая – значения, полученные с помощью модели нейронной сети.

На рисунке 1 видно, что количество итераций, выполненных в процессе обучения не достаточно, т.к. происходит скачок кривой в диапазоне значений, не соответствующих реальным данным. Это связано с количеством итераций и количеством нейронов на каждом из уровней. На рисунках 2 – 4 с увеличением количества итераций при обучении наблюдается совпадение кривой прогнозируемых значений и кривой обучающих значений.

В таблице 3 представлены максимальные значения толщины льда в Азовском море, прогнозируемые разработанной моделью нейронной сети с

максимальным числом итераций 1016, количеством проверок достоверности 1015, процессом обучения, удовлетворенным 953774 раза.

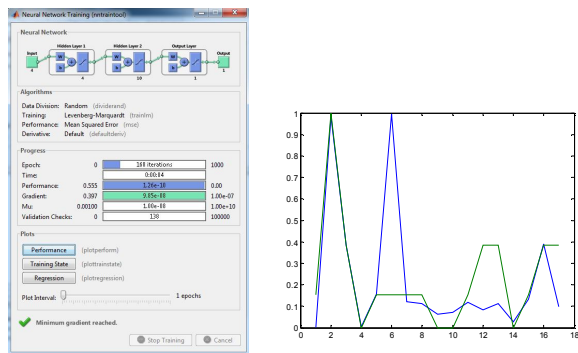


Рис. 1. Модель нейронной сети  $\epsilon_1=10^{-7}$ ,  $\epsilon_2=10^{10}$ , максимальное число итераций 1000, количество проверок достоверности  $10^5$ , процесс обучения удовлетворен 168 раз

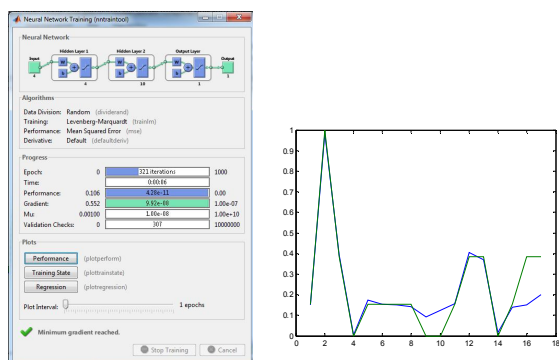


Рис. 2. Модель нейронной сети  $\epsilon_1=10^{-7}$ ,  $\epsilon_2=10^{10}$ , максимальное число итераций 1000, количество проверок достоверности  $10^7$ , процесс обучения удовлетворен 307 раз

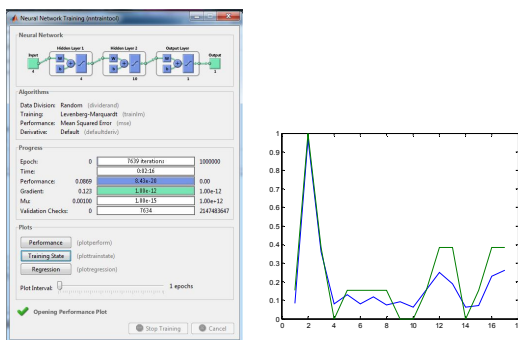


Рис. 3. Модель нейронной сети  $\epsilon_1=10^{-12}$ ,  $\epsilon_2=10^{12}$ , максимальное число итераций  $10^6$ , количество проверок достоверности  $10^{12}$ , процесс обучения удовлетворен 7634 раза

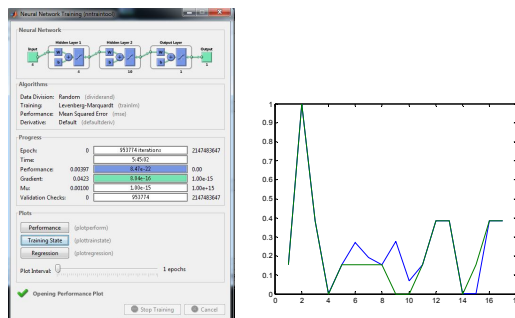


Рис. 4. Модель нейронной сети  $\epsilon_1=10^{-15}$ ,  $\epsilon_2=10^{15}$ , максимальное число итераций  $10^{16}$ , количество проверок достоверности  $10^{15}$ , процесс обучения удовлетворен 953774 раза

Таблица 3  
Максимальные значения толщины льда в Азовском море, прогнозируемые разработанной моделью нейронной сети

Дата	Реальная толщина льда, см	Прогнозируемая толщина льда разработанной нейронной сетью, см и ошибка (%)
19.01.2010	15	14,5 и 3%
09.02.2010	15	14,7 и 2%
25.01.2011	15	15,1 и 0,6%
15.02.2011	15	14,82 и 1%
29.11.2011	5	4,85 и 3%
06.12.2011	5	4,91 и 1,8%
31.01.2012	15	14,63 и 2,5%
13.02.2012	30	29,3 и 2%
19.03.2012	30	28,75 и 4,3%

Как видно из расчетов, прогнозируемая толщина льда практически совпадает с реальными статистическими значениями, а ошибка не превышает 5%. Следовательно, разработанная модель нейронной сети способна прогнозировать с достаточной точностью толщину льда.

### Заключение

Рассмотрена задача обеспечения гарантированности таких океанотехнических систем, как МБП. Усовершенствование методики расчета ледовых нагрузок на океанотехнические системы (путем использования нейронной сети для прогнозирования толщины морского льда на основании статистических данных) внесло ощутимый вклад в обеспечение их гарантированности.

В ходе вычислительных экспериментов была продемонстрирована актуальность разработанной модели прогнозирования толщины морского льда, базирующейся на основе применения нейронной сети и соответствующей обработки массива статистических данных толщин льда. То есть сопоставле-

ние результатов моделирования и данных спутниковых съемок показало допустимую величину отклонения при использовании предлагаемого подхода.

В качестве основного направления дальнейших исследований необходимо определить оптимальные параметры для нейронной сети, позволяющей прогнозировать толщину льда в Азово-Черноморском бассейне.

### Литература

1. Кушнир, В. М. Воздействие морской среды на системы освоения шельфа [Текст] / В. М. Кушнир, В. Р. Душко, С. В. Федоров. - Изд. СевНТУ. - 2009. - С. 157–160.

2. Харченко, В. С. Гарантоспособность и гарантоспособные системы: элементы методологии

[Текст] / В. С. Харченко // Радиоэлектронные и компьютерные системы. - 2006. - №5 (17). - С. 7–19.

3. Ice Management for Support of Arctic Floating Operations [Text] / J. Hamilton, J. Blunt, D. Mitchell, T. Kokkinis // Arctic Tehcnology Conference. OTC paper no. 22105. - 2011.

4. Воздействие льда на морские и береговые сооружения [Текст] : учеб. пособие для вузов / С. Лосет, К. Н. Шхинек, О. Гуместад, К. Хойланд. - СПб. : «Лань», 2010. - С. 109–187.

5. Ralston, T. D. Ice Force Design Considerations For Conical Offshore Structures [Text] / T. D. Ralston ; ed. by D. Muggeridge // International Conference on Port and Ocean Engineering Under Arctic Conditions. - 1977. - Vol. II. - P. 741–752.

Поступила в редакцию 12.02.2014, рассмотрена на редколлегии 25.03.2014

**Рецензент:** д-р техн. наук, проф. В. А. Заславский, Киевский национальный университет им. Тараса Шевченко, Киев, Украина.

### ГАРАНТОЗДАТНІСТЬ ОКЕАНОТЕХНІЧНИХ СИСТЕМ ПРИ ДІЇ ЗОВНІШНІХ ЛЬДОВИХ НАВАНТАЖЕНЬ

*А. Ю. Заєць, В. О. Крамарь*

Розглядається завдання забезпечення гарантоздатності океанотехнічних систем в умовах дії зовнішніх льдових навантажень. Пропонується підхід до побудови моделі оцінки товщини льоду, як одного з головних факторів, що впливають на величину льодового навантаження. Удосконалено методику розрахунку льдових навантажень на океанотехнічних системи шляхом використання нейронної мережі для прогнозування товщини морського льоду на підставі статистичних даних. Розробка методології проектування гарантоздатних океанотехнічних споруд, що базується на використанні технологій прогнозування параметрів льоду, є відносно новим завданням, вирішення якої в комплексному підході поки відсутня. Розглядається завдання забезпечення гарантоздатності океанотехнічних споруд в умовах дії зовнішніх льдових навантажень. Пропонується підхід до побудови моделі оцінки товщини льоду, як одного з головних факторів, що впливають на величину льодового навантаження.

**Ключові слова:** гарантоздатність, нейронні мережі, океанотехнічні споруди

### DEPENDABLE OCEANTECHNOLOGIES SYSTEMS UNDER THE INFLUENCE OF EXTERNAL ICE LOADS

*A. U. Zaiets, V. A. Kramar*

The problem of dependability assurance oceantechnologies systems under action of the external ice loads. An approach to the construction of a model assessing the thickness of the ice as one of the main factors affecting the amount of ice loads. Improved the technique, calculating ice loads on oceantechnologies system by using a neural network to predict the thickness of sea ice on the basis of statistical data. Development of design methodology of dependable oceantechnologies structures based on the use of technology forecasting parameters of ice is a relatively new task that an integrated approach is still lacking. The problem of dependability assurance oceantechnologies facilities under conditions of external ice loads. An approach to the construction of a model assessing the thickness of the ice as one of the main factors affecting the amount of ice loads.

**Keywords:** dependability, neural networks, oceantechnologies systems

**Заєць Анастасія Юрьевна** – аспірант кафедри Океанотехніки і кораблебудування, Севастопольського національного технічного університету, Севастополь, Україна, e-mail: au.lopatnyova@mail.ru.

**Крамарь Вадим Александрович** – д-р техн. наук, професор, проректор Севастопольського національного технічного університету, Севастополь, Україна, e-mail: kramarv@mail.ru.