УДК 004.8:629.5.064.5
EDN: LIFLRL

А.И. Епихин
ФГБОУ ВО «Государственный морской университет имени адмирала Ф.Ф. Ушакова», Новороссийск, Россия

# ПРИНЦИП ВЫБОРА ТИПА И ТОПОЛОГИИ НЕЙРОСЕТИ ДЛЯ АДАПТАЦИИ КОНТУРА УПРАВЛЕНИЯ СУДОВЫХ ЭЛЕКТРОУСТАНОВОК

**Объект и цель научной работы.** В статье рассматривается принцип выбора типа и топологии нейросети для адаптации контура управления судовых электроустановок. Объектом исследования являются системы управления судовых электроустановок. Цели – разработка методологии прецедентной адаптации контура управления судовых энергетических установок (СЭУ) к изменяющимся условиям их функционирования; разработка процедуры нейросетевой адаптации и принципов выбора типа и топологии нейросети, подстраивающей контур управления судовым оборудованием; выбор условий оптимальности использования многослойных архитектур нейронных сетей (НС) и расчета числа их межнейронных связей и слоев.

**Материалы и методы.** В качестве материалов использованы научные публикации, затрагивающие тему исследования, а также пособия и справочные материалы.

**Основные результаты.** Представлены ключевые положения и этапы методологии прецедентной адаптации контура управления СЭУ к изменяющимся условиям их функционирования. Показана обобщенная замкнутая система управления с адаптацией к возмущениям и объекту управления. Описана процедура нейросетевой адаптации и принципов выбора типа и топологии нейросети, подстраивающей контур управления судовым оборудованием. Разработана таблица прецедентов плана наблюдения процесса управления однотипным оборудованием на судах. Приведен пример табличного поиска оптимальных параметров регулирования по протоколу наблюдений для трех вариаций $F$, двух вариаций $K_P$ и трех вариаций $K_I$. Разработан формат таблицы соответствия оптимальных значений различным уровням возмущающих воздействий. Представлена обобщенная адаптивная схема нейроуправления СЭУ по одному из $N$ контролируемых параметров, а также последовательность применения НС для адаптации регулятора к возмущающим воздействиям. Описана архитектура НС для отображения последовательностей отсчетов выходных параметров СЭУ в множество видов возмущающих воздействий векторного представления. Представлена архитектура НС для интерполяции значений параметров регулирования элемента СЭУ на примере двух коэффициентов пропорционально-интегрального регулятора (ПИ-регулятора). Рассмотрены условия оптимальности использования многослойных архитектур НС и формулы расчета числа их межнейронных связей и слоев.

**Заключение.** Описана процедура нейросетевой адаптации к условиям функционирования элементов СЭУ и принципов выбора типа и топологии нейросети, составляющей контур их управления. В рассмотренной задаче управления проявляется сильная локальная зависимость математических решений от изменения входных и выходных параметров технологических установок. Близость решений имеет большое значение и может быть эффективно использована при решении задач экстраполяции (интерполяции) характеристик разрабатываемого образца (или управляющих воздействий) в условиях информационной недостаточности за счет оптимальных типа и топологии нейронной сети.

**Ключевые слова:** судовые энергетические установки, многослойная нейронная сеть, контур управления, адаптация, качество регулирования.
*Автор заявляет об отсутствии возможных конфликтов интересов.*

UDC 004.8:629.5.064.5
EDN: LIFLRL

A.I. Epikhin
Admiral Ushakov State Marine University, Novorossiysk, Russia

# THE PRINCIPLE OF SELECTING THE TYPE AND TOPOLOGY OF A NEURAL NETWORK FOR ADAPTING THE CONTROL LOOP OF SHIP ELECTRICAL

*Для цитирования:* Епихин А.И. Принцип выбора типа и топологии нейросети для адаптации контура управления судовых электроустановок. Труды Крыловского государственного научного центра. 2025; 3(413): 85–92.

*For citations:* Epikhin A.I. The principle of selecting the type and topology of a neural network for adapting the control loop of ship electrical. Transactions of the Krylov State Research Centre. 2025; 3(413): 85–92 (in Russian).

**Object and purpose of research.** This article discusses the principle of selecting the type and topology of a neural network for adapting the control loop of ship electrical installations. The object of the study is the control systems of ship electrical installations. The purpose of the research is to develop a methodology for precedent adaptation of the control loop of ship power plants to changing conditions of their operation. Development of a procedure for neural network adaptation and principles for selecting the type and topology of a neural network that adjusts the control loop of ship equipment. Selection of optimal conditions for using multilayer neural network architectures and calculating the number of their interneuronal connections and layers.

**Materials and methods.** The materials of this article include scientific publications that to one degree or another touch upon the topic of the study, as well as manuals and reference materials.

**Main results.** The article presents the main provisions and stages of the methodology for precedent adaptation of the control loop of ship power plants to changing conditions of their operation. A generalized closed-loop control system with adaptation to disturbances and the control object is presented. The article describes the neural network adaptation procedure and the principles for selecting the type and topology of the neural network that adjusts the control loop of the ship's equipment. A table of precedents for the observation plan for the control process of similar equipment on ships has been developed. An example of a tabular search for optimal control parameters according to the observation protocol is given for three variations of $F$, two variations of $K_P$, and three variations of $K_I$. A format for a table of correspondence between optimal values to different levels of disturbing effects has been developed. A generalized adaptive scheme for neural control of an element of the power plant for one of $N$ controlled parameters, as well as a sequence of NN application for adapting the controller to disturbing effects are presented. The NN architecture for mapping sequences of readings of the output parameters of the power plant into a set of types of disturbing effects of the vector representation is described. The NN architecture for interpolating the values of the control parameters of an element of the power plant is presented using the example of two coefficients of the PI controller. The optimality conditions for using multilayer neural network architectures and formulas for calculating the number of their interneuronal connections and layers are considered.

**Conclusion.** The article presents a description of the procedure of neural network adaptation to the operating conditions of the elements of the power plant and the principles of choosing the type and topology of the neural network that constitutes their control circuit. In the considered control problem, a strong local dependence of mathematical solutions on changes in the input and output parameters of process units is manifested. The proximity of solutions is of great importance and can be effectively used in solving problems of extrapolation (interpolation) of the characteristics of the developed sample (or control actions) in conditions of information insufficiency due to the optimal type and topology of the neural network.

**Keywords:** ship power plants, multilayer neural network, control loop, adaptation, control quality.
*The author declares no conflicts of interest.*

## Введение

Introduction

Несмотря на то, что энергетические установки современных судов представляют собой сложный комплекс функционально взаимосвязанных элементов, составные части СЭУ являются типовыми: это главные двигатели, главные электрогенераторы, технические средства вспомогательного назначения, теплообменные аппараты и другое оборудование [1].

Для каждого элемента СЭУ предусмотрена система управления, обеспечивающая выполнение специфической цели управления в соответствии с целевым назначением объекта управления [2].

Спроектированная система управления всегда является локально-оптимальной для конкретных условий эксплуатации судна. При этом невозможно одновременно реализовать Парето-цели: максимальные технические характеристики, экономичность, экологичность, долговечность оборудования и т.д. На перечисленные факторы влияет различное сочетание факторов функционирования СЭУ [3, 4]:

- температурный режим двигательной установки;
- состояние регулировок оборудования;
- степень износа узлов и деталей;
- условия движения судна;
- метеоусловия и др.

Кроме того, фактор времени эксплуатации СЭУ обуславливает дрейф среднестатистических характеристик ее элементов в область, где составные части ранее не наблюдались, соответственно оптимальность настроек и адекватность моделей идентификации ухудшаются. Поэтому актуальность приобретает научно-методическое обоснование механизмов адаптации контура СЭУ к изменяющимся, но известным, благодаря типизации составных частей установки, условиям эксплуатации.

## Общая постановка задачи синтеза модели адаптации

General formulation of adaptation model synthesis problem

Управление СЭУ на основе классических схем идентификации объекта управления и прогнозирования возмущающих факторов внешней среды $F$ в ряде случаев затруднено размерностью задачи и ограничениями на быстродействие выработки сигналов управления $U$ (рис. 1).

Поэтому появляется необходимость в синтезе надстройки, реализующей распознавание изменений условий функционирования системы автоматического управления (САУ) и оперативного параметрического синтеза устройств управления, оптимальных относительно текущей комбинации *G*, *F* и *Y* (рис. 1). В результате применения данной стратегии подстройки системы под прогнозные условия управления центральной задачей становится прецедентное управление режимами работы САУ, где трудоемкая идентификация заменяется операцией выборки параметрически близкого или подобного прецедента «*Условия управления → параметры устройства управления → параметры объекта управления*» на основе распознавания *F* и формирования оптимальных настроек *H* для устройства управления.

Подразумевается, что такая методология прецедентной идентификации параметров управления на практике должна своевременно выявлять аномалии в поведении объекта управления или факторов внешней среды и осуществлять адаптацию стратегии управления. Осуществлять адаптацию система управления, как известно, может только при наличии памяти с нетривиальной логикой реагирования. В условиях сложных и высокоразмерных элементов СЭУ это означает, что системы поддержки управленческих решений на управление комплексом судового электрооборудования должны быть интеллектуальными.

В результате появляется возможность, в отличие от адаптивных систем, спроектировать САУ с учетом наихудших сценариев, что позволяет гарантировать безопасную работу технологических установок даже при сильных внешних возмущениях. Это важно при управлении технологическими процессами, для которых проблематично получить аналитически заданную форму функциональной зависимости входных и выходных сигналов САУ с последующим уточнением значений входящих в нее коэффициентов.

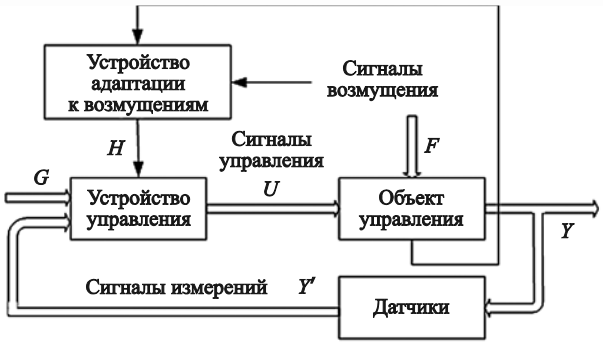


**Рис. 1.** Обобщенная замкнутая система управления с адаптацией к возмущениям и объекту управления

**Fig. 1.** General closed-loop control system with adaptation to disturbances and control object

## Принцип нейросетевой адаптации

Principle of neural network adaptation

В последнее десятилетие в разномасштабных технических системах и технологических процессах активно внедряются регуляторы производственных процессов малых порядков П, ПИ и/или ПИД. Исследование применения и настройки таких регуляторов стало одним из наиболее актуальных направлений теории адаптации линейных систем к нелинейным законам управления сложными процессами.

Под сложными процессами понимаются многопараметрические и многокритериальные технологические процессы, характеризующиеся неустойчивостью протекания, т.е. технологические процессы, управление которыми осуществляется по нескольким параметрам с временными ограничениями на поиск оптимальных управляющих воздействий какого-либо элемента СЭУ. Такие процессы широко представлены в разнородном комплексе судового оборудования. Например, распространенной схемой микропроцессорного управления электрогенерацией и двигателями внутреннего сгорания

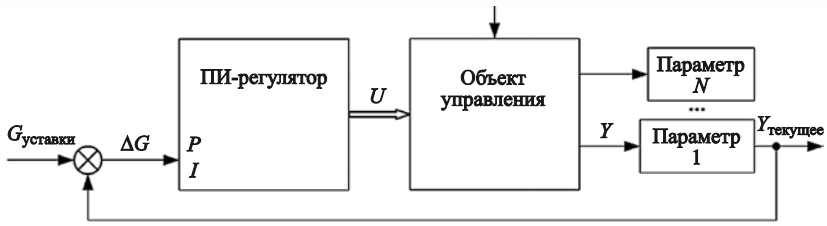


**Fig. 2.** Initial scheme of technological process control receiving at input of PI controller misadjustments of one of the N controlled parameters

**Рис. 2.** Исходная схема регулирования технологического процесса, в которой на вход ПИ-регулятора подается рассогласование по одному из *N* контролируемых параметров

**Таблица 1.** Таблица прецедентов плана наблюдения процесса управления однотипным оборудованием на судах

**Table 1.** Table of monitoring plan cases for control of same type ship equipment

| № | Задающие параметры регулирования элемента СЭУ | Возмущающие параметры элементов СЭУ | Параметры регулирования (параметры устройства/ алгоритма регулирования) | Измеряемые выходные параметры СЭУ | Показатели качества регулирования |
|---|---|---|---|---|---|
| 1 | $g(t)^1_1, \ldots, g(t)^1_m$ | $f(t)^1_1, \ldots, f(t)^1_n$ | $k(t)^1_1, \ldots, k(t)^1_l$ | $y(t)^1_1, \ldots, y(t)^1_z$ | $q^1_1, \ldots, q^1_u$ |
| … | … | … | … | … | … |
| $N$ | $g(t)^N_1, \ldots, g(t)^N_m$ | $f(t)^N_1, \ldots, f(t)^N_n$ | $k(t)^N_1, \ldots, k(t)^N_l$ | $y(t)^N_1, \ldots, y(t)^N_z$ | $q^N_1, \ldots, q^N_u$ |

является замкнутый контур на основе ПИ-регулятора (рис. 2).

Принцип нейросетевой адаптации заключается в реализации нескольких этапов.

1. Формирование плана наблюдения переменных управления в различных сочетаниях факторов функционирования элемента СЭУ (включая номинальные, аномальные) и различных режимах движения судна. Формирование таблицы прецедентов вида (табл. 1), где $m$ – число задающих параметров уставки управляемого элемента СЭУ, $n$ – число внешних факторов среды, $l$ – число параметров регулирования (для ПИД-регулятора: $K_P$, $K_I$ и $K_d$), $u$ – число показателей качества регулирования, $N$ – число прецедентов, определяемое количеством однотипного оборудования на судах.

Таблица прецедентов является по сути протоколом наблюдений, где задается комбинаторное множество комбинаций задающих, возмущающих, выходных параметров и параметров регулирования, и которому соответствует вектор значений параметров качества регулирования.

2. Формирование таблицы соответствия переменных регулирования. Пусть в качестве возмущающего воздействия используется скаляр $F$, параметры регулирования $K_P$ и $K_I$, а параметрами качества регулирования являются площади под кривыми переходных процессов $Q_1$ и $Q_2$. Тогда таблица соответствия (табл. 2) оптимальных значений $\{K_P, K_I\}$ различным уровням возмущений $\{F\}$ формируется посредством табличного поиска в протоколе наблюдений (табл. 1) для каждого значения $C'$ из массива вариаций $\{F\}$, тех значений параметров регулирования $\{K'_P, K'_I\}$, при которых достигает экстремума выбранный показатель качества регулирования $Q_1$ или $Q_2$ (рис. 3).

Поиск и формирование таблицы соответствия (табл. 2) последовательно реализуется в три операции:

1) определение блока индексов строк одного заданного уровня возмущающего воздействия $F'$ (по левому столбцу);
2) определение индекса строки, содержащей минимальное значение выбранного показателя $Q_1$ или $Q_2$;
3) считывание в найденной строке искомых параметров $K'_P$ и $K'_I$.

Формат представления итоговых сведений соответствия уровней возмущающих воздействий

**Таблица 2.** Формат таблицы соответствия оптимальных значений $\{K_P^{opt}, K_I^{opt}\}$ различным уровням возмущающих воздействий $\{F\}$, $M$ – число уровней

**Table 2.** Table format for compliance with optimum $\{K_P^{opt}, K_I^{opt}\}$ at disturbance actions $\{F\}$, $M$ is the number of levels

| Уровень возмущающих воздействий | Оптимальная пропорциональная составляющая ПИ-регулятора | Оптимальная интегральная составляющая ПИ-регулятора |
|---|---|---|
| $f^1$ | $K_P^{1opt}$ | $K_I^{1opt}$ |
| $f^2$ | $K_P^{2opt}$ | $K_I^{2opt}$ |
| … | … | … |
| $f^j$ | $K_P^{jopt}$ | $K_I^{opt}$ |
| … | … | … |
| $f^M$ | $K_P^{Mopt}$ | $K_I^{Mopt}$ |

**Рис. 3.** Пример табличного поиска оптимальных параметров регулирования по протоколу наблюдений для трех вариаций $F$, двух вариаций $K_P$ и трех вариаций $K_I$

**Fig. 3.** Example of table search for optimum control parameters as per monitoring protocol for three variations of $F$, two variations of $K_P$, and three variations of $K_I$

Искомые параметры регулирования для критерия min($Q_2$) при $F = 0{,}01$

Искомые параметры регулирования для критерия min($Q_1$) при $F = 0{,}01$

Искомые параметры регулирования для обоих критериев при $F = 0{,}055$

Искомые параметры регулирования для критерия min($Q_2$) при $F = 0{,}1$

Искомые параметры регулирования для критерия min($Q_1$) при $F = 0{,}1$

| $F$ | $K_P$ | $K_I$ | $Q_1$ | $Q_2$ | |
|---|---|---|---|---|---|
| 0.010 | 0.001 | 0.001 | 2.0861 | 0.03301 | |
| 0.010 | 0.001 | 0.017 | 0.1544 | 0.01004 | min($Q_2$) $C = 0{,}01$ |
| 0.010 | 0.001 | 0.033 | 0.1370 | 0.00960 | |
| 0.010 | 0.003 | 0.001 | 1.7911 | 0.03301 | |
| 0.010 | 0.003 | 0.017 | 0.1193 | 0.01180 | |
| 0.010 | 0.003 | 0.033 | 0.0998 | 0.00434 | min($Q_1$) $C = 0{,}01$ |
| 0.055 | 0.001 | 0.001 | 1.1683 | 0.03301 | |
| 0.055 | 0.001 | 0.017 | 0.5924 | 0.01323 | min($Q_2$) $C = 0{,}055$ |
| 0.055 | 0.001 | 0.033 | 1.1523 | 0.03112 | |
| 0.055 | 0.003 | 0.001 | 0.9480 | 0.03301 | min($Q_1$) $C = 0{,}055$ |
| 0.055 | 0.003 | 0.017 | 0.7100 | 0.01502 | |
| 0.055 | 0.003 | 0.033 | 1.5794 | 0.02589 | |
| 0.100 | 0.001 | 0.001 | 0.6315 | 0.03301 | |
| 0.100 | 0.001 | 0.017 | 1.2679 | 0.01742 | min($Q_2$) $C = 0{,}1$ |
| 0.100 | 0.001 | 0.033 | 2.2756 | 0.03301 | |
| 0.100 | 0.003 | 0.001 | 0.6145 | 0.03301 | min($Q_1$) $C = 0{,}1$ |
| 0.100 | 0.003 | 0.017 | 1.9244 | 0.02968 | |
| 0.100 | 0.003 | 0.033 | 3.5858 | 0.03301 | |

и оптимальных параметров регулирования для рассматриваемого примера приведен в табл. 2. Знание указанной таблицы повышает возможность предиктивной подстройки параметров устройств управления, тем самым увеличивая эффективность управления элементами СЭУ (рис. 4).

В результате цикл адаптации методологии применения робастных систем управления сложными производственными процессами выглядит так, как иллюстрировано на рис. 5.

## Принцип выбора типа и топологии нейросети

Principle of neural network type and topology choice

Описываемая методология адаптации имеет два затруднения:

1) Для назначения оптимальных параметров регулирования необходимо знать параметры возмущений до того, как они воздействовали на объект

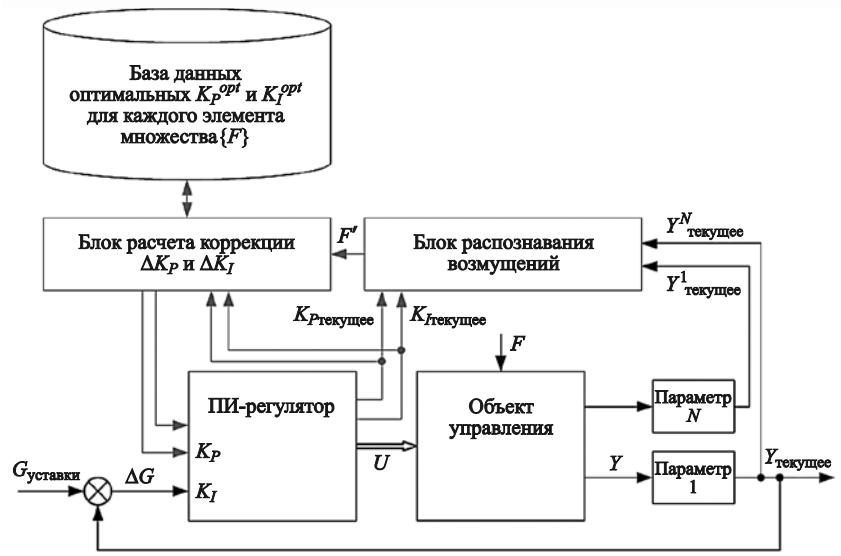


**Рис. 4.** Обобщенная адаптивная схема нейроуправления элемента судовой энергетической установки по одному из $N$ контролируемых параметров

**Fig. 4.** General adaptive scheme neural network control over one unit in the ship system in terms of one of the $N$ controlled parameters

**Рис. 5.** Последовательность применения нейронных сетей для адаптации регулятора к возмущающим воздействиям

**Fig. 5.** Procedure of neural network application for adaptation of controller to disturbances

управления. Для этого применяется нейронная сеть с функцией прогноза.

2) Сохраненные в памяти уровни возмущений таблицы соответствия (табл. 2) могут не совпасть с реальными уровнями, возникающими в процессе эксплуатации технологических установок. Кроме того, для получения данных для всех возможных $\{F\}$ с минимальным, соответствующим погрешности регулирования, шагом изменения величины может потребоваться комбинаторное множество экспериментов или неприемлемое время наблюдения технологического процесса. Здесь применяется нейронная сеть с функцией интерполяции.

Принцип выбора топологии прогнозирующей нейронной сети определяется числом аппроксимируемых прецедентов (табл. 1). С помощью табл. 1 решается задача экстраполяции значений возмущающих воздействий $F$ на основе первичных выходов измерений $Y$. Трехслойная архитектура сети оптимальна для большого числа прецедентов и позволяет аппроксимировать несвязные области возмущений в пространстве начальных отсчетов контролируемых параметров в контуре управления элементом СЭУ (рис. 6).

Управление элементами СЭУ является инерционным процессом, и по первым дискретным значениям выхода $Y$ можно с некоторой вероятностью спрогнозировать уровень возмущений. Обучающая выборка также формируется из протокола наблюдений (табл. 1).

В качестве функции активации целесообразно использовать гиперболический тангенс

$$f^{[s]}(x) = \frac{e^{\alpha^{[s]}x} - e^{-\alpha^{[s]}x}}{e^{\alpha^{[s]}x} + e^{-\alpha^{[s]}x}}, \quad (1)$$

т.к. кодировка целевых векторов в области определения [–1, 1] наиболее устойчива к ошибкам регистрации данных измерений параметров СЭУ.

Для обучения сетей таких размеров и размерностей целесообразно использовать алгоритм обучения НС Левенберга – Марквардта:

$$w_j(k+1) = w_j(k) + \\ +(J_j(k)J_j^T(k) + \chi I)^{-1} J_j(k)(d_j(k) - f(w_j^T(k)x(k))), \quad (2)$$

где $\chi$ – скалярный параметр; $I$ – единичная матрица; $d_j(k)$ – выход $j$-го нейрона выходного слоя; $J_j(k) = \nabla_{Wj} f(w_j^T x(k))$ – якобиан, матрица частных производных по весам $w_j$ на $k$-й итерации обучения.

Ограничением является то, что алгоритм Левенберга – Марквардта требует построения матрицы Якоби $J$:

$$(H + \alpha I)\delta = J^T E, \quad (3)$$

где $J = \begin{bmatrix} \frac{\partial F(x_1, w)}{\partial w_1} & \dots & \frac{\partial F(x_1, w)}{\partial w_M} \\ \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial F(x_N, w)}{\partial w_1} & \dots & \frac{\partial F(x_N, w)}{\partial w_M} \end{bmatrix}$,

$F(x_i, w)$ – значение выхода НС на $i$-й входной вектор $X$ [5–8].

Применение нейронной сети для прогноза значений возмущающего параметра осуществляется в соответствии с выражением:

$$y_j = f_j^{[3]}\left(\sum_{m=1}^{n_2} w_{mj}^{[3]}\left(f_m^{[2]}\left(\sum_{h=1}^{n_1} w_{hm}^{[2]}\left(f_h^{[1]}\left(\sum_{i=1}^{n} w_{ih}^{[1]} x_i\right)\right)\right)\right)\right), \quad (4)$$

где $f$ – передаточная функция нейронов.

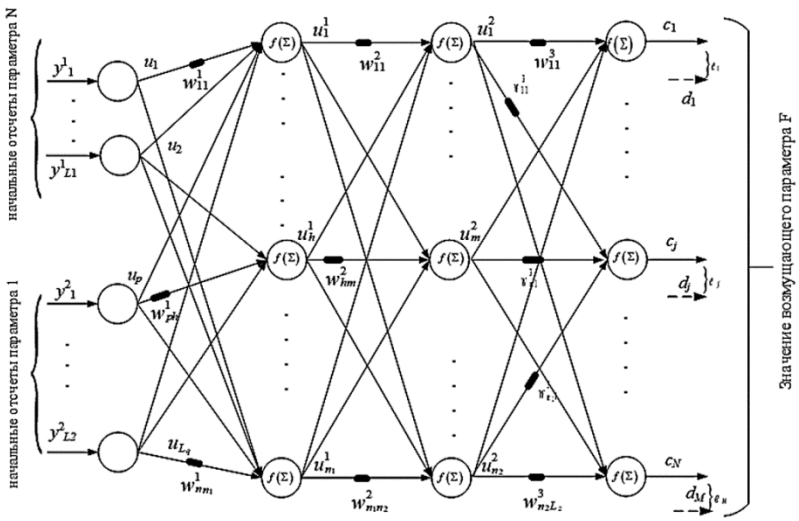


**Рис. 6.** Архитектура нейронной сети для отображения последовательностей отсчетов выходных параметров элемента судовой энергетической установки в множество видов возмущающих воздействий векторного представления

**Fig. 6.** Neural network architecture for representing the sequence of output parameters of one unit of ship powerplant as a multitude types of disturbances in vector presentation

На следующем этапе методологии нейросетевой адаптации параметров регулирования решается задача интерполяции значений параметров регулирования между известными точками, соответствующих уровням возмущающих воздействий (табл. 2).

Принцип выбора архитектуры интерполирующей нейронной сети определяется аппроксимируемым числом записей в таблице соответствия (табл. 2). Многослойные гомогенные сети обладают максимальной информационной емкостью. В этом случае на вход НС при обучении подаются известные значения возмущений, на выход – соответствующие им оптимальные параметры регулирования (рис. 7).

Число межнейронных связей $N$ в многослойной сети с сигмоидными функциями активации определяется как:

$$\frac{ML}{1+\log_2(L)} \le N \le M\left(\frac{L}{n}+1\right)(n+M+1)+M, \qquad (5)$$

где $M$ – число дискретных значений управляющих параметров элемента СЭУ; $L$ – число строк таблицы соответствия (табл. 2); $n$ – количество переменных, используемых для параметризации возмущений.

Число элементов в скрытых слоях MLP-классификатора:

$$n = \frac{N}{n+M}. \qquad (6)$$

В качестве процедуры обучения архитектуры интерполирующей нейронной сети, как и прогнозирующей для распознавания возмущений, целесообразно использовать псевдоньютоновский алгоритм или процедуру, в которой, кроме первых, используются производные второго порядка.

## Заключение

Conclusion

В статье представлено описание процедуры нейросетевой адаптации к условиям функционирования элементов СЭУ и принципов выбора типа и топологии нейросети, составляющей контур их управления. Условием эффективности выбора является способность многослойных НС к обобщению при интерполяции параметров регулирования тепловых и электромеханических процессов в многомерном пространстве регистрируемых признаков.

Существующие алгоритмы поиска оптимальных коэффициентов регулирования – детерминированные схемы градиента и наискорейшего спуска,

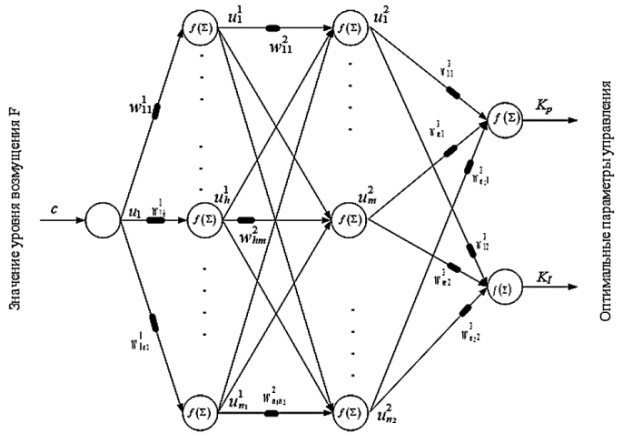


**Рис. 7.** Архитектура нейронных сетей для интерполяции значений параметров регулирования элемента судовой энергетической установки на примере двух коэффициентов ПИ-регулятора

**Fig. 7.** Neural network architecture for interpolation of control parameters of one unit of ship powerplant using an example of two PI controller coefficients

алгоритмы линейного и нелинейного программирования, схемы случайного поиска и др. – при оптимизации сложных систем требуют построения моделей объекта и его среды, значительных затрат времени, большой загрузки вычислительных средств и групп оптимального проектирования.

В рассмотренной задаче управления проявляется сильная локальная зависимость математических решений от изменения входных и выходных параметров технологических установок. Близость решений имеет большое значение и может быть эффективно использована при решении задач экстраполяции (интерполяции) характеристик разрабатываемого образца (или управляющих воздействий) в условиях информационной недостаточности за счет оптимальных типа и топологии нейронной сети.

## Список использованной литературы

1. Энергосбережение: энергетическая эффективность водного транспорта : монография / О.*К. Безюков*, *В.Л. Ерофеев*, *Е.В. Ерофеева*, *А.С. Пряхин*. Санкт-Петербург : Изд-во ГУМРФ им. адм. С.О. Макарова, 2016. 283 с.
2. *Васильев С.Н.* От классических задач регулирования к интеллектному управлению. II // Интеллектуальные системы. 1999. Т. 4, № 3–4. С. 5–48.
3. *Сабуров С.В.* Алгоритмизация и синтез систем управления судовыми динамическими объектами средствами математического программирования // Вестник государственного университета морского

и речного флота им. адм. С.О. Макарова. 2016. № 3(37). С. 201–211. DOI: 10.21821/2309-5180-2016-7-3-201-211.

4. *Сахаров В.В., Кузьмин А.А., Чертков А.А.* Модели и алгоритмы оптимизации технологических процессов на объектах водного транспорта в среде MATLAB : монография. Санкт-Петербург : Изд-во ГУМРФ им. адм. С.О. Макарова, 2015. 436 с.
5. *Marquardt D.W.* An algorithm for least squares estimation of nonlinear parameters // Journal of the Society for industrial and applied mathematics. 1963. Vol. 11. No. 2. P. 431–442.
6. *Осовский С.* Нейронные сети для обработки информации / Пер. с пол. *И.Д. Рудинского*. Москва : Финансы и статистика, 2004. 343 с.
7. *Suratgar A.A., Tavakoli M.B., Hoseinabadi A.* Modified Levenberg-Marquardt method for neural networks training // World Academy of Science, Engineering and Technology. 2005. Vol. 6. No. 1. P. 46–48.
8. *Sousa C.* Neural network learning by the Levenberg-Marquardt algorithm with Bayesian regularization (part 1) // CodeProject : [site]. 2010. Jan. 31. URL: https://www.codeproject.com/Articles/55691/Neural-Network-Learning-by-the-Levenberg-Marquardt (Accessed: 04.05.2025).

## References

1. Energy saving: energy efficiency of waterborne transport. Monography / *O.K. Bezyukov, V.L. Erofeev, E.V. Erofeeva, A.S. Pryakhin*. St. Petersburg : Izd-vo GUMRF im. S.O. Makarova, 2016. 283 p. (*in Russian*).
2. *Vasiliev S.N.* From classic tasks of regulation to smart management. II // Smart Systems. 1999. Vol. 4, No. 3–4. P. 5–48 (*in Russian*).
3. *Saburov S.V.* Algorithmic presentation and synthesis of control systems for management of ship dynamic objects using mathematic programming tools // Bulletin of Admiral Makarov State University of Maritime and Inland Shipping. 2016. No. 3(37). P. 201–211. DOI: 10.21821/2309-5180-2016-7-3-201-211 (*in Russian*).
4. *Sakharov V.V., Kuzmin A.A., Chertkov A.A.* Models and algorithms for optimization of technological processes on waterborne transport in MATLAB environment. Monography. St. Petersburg : Izd-vo GUMRF im. S.O. Makarova, 2015. 436 p. (*in Russian*).
5. *Marquardt D.W.* An algorithm for least squares estimation of nonlinear parameters // Journal of the Society for industrial and applied mathematics. 1963. Vol. 11, No. 2. P. 431–442.
6. *Osowsky S.* Neural networks for data processing (Russian translation) / Translated from Polish by *I.D. Rudinsky*. Moscow : Finance and Statistics, 2004. 343 p.
7. *Suratgar A.A., Tavakoli M.B., Hoseinabadi A.* Modified Levenberg – Marquardt method for neural networks training // World Academy of Science, Engineering and Technology. 2005. Vol. 6, No. 1. P. 46–48.
8. *Sousa C.* Neural network learning by the Levenberg – Marquardt algorithm with Bayesian regularization (part 1) // CodeProject : [site]. 2010. Jan. 31. URL: https://www.codeproject.com/Articles/55691/Neural-Network-Learning-by-the-Levenberg-Marquardt (Accessed: 04.05.2025).

**Сведения об авторе**

*Епихин Алексей Иванович*, к.т.н., доцент, начальник кафедры эксплуатации судовых механических установок ФГБОУ ВО «Государственный морской университет имени адмирала Ф.Ф. Ушакова». Адрес: 353924, Новороссийск, пр. Ленина, д. 93. E-mail: bsmbeton@mail.ru.

**About the author**

*Aleksei I. Epikhin*, Cand. Sci. (Eng.), Associate Professor, Head of Ship Machinery Operation Department, Admiral F.F. Ushakov State Marine University. Address: 93, Lenina pr., Novorosiisk, Russia, post code 353924. E-mail: bsmbeton@mail.ru.

Поступила / Received: 18.03.25
Принята в печать / Accepted: 06.08.25
© Епихин А.И., 2025