

- // Eksploataciya morskogo transporta. 2015. № 3. S. 38-47.
11. SHorohov V.N., Osokin M.YU., Hekert E.V. Organizatsiya sbora i rasprostraneniya gidrometeorologicheskoy informacii / Uchebnoe posobie dlya obucheniya kursantov (studentov) /FGOU VPO "Morskaya gosudarstvennaya akademiya im. adm. F.F. Ushakova", Novorossiysk, 2010.
12. Studenikin D.E., Hekert E.V., Modina M.A. Prognozirovanie dvizheniya sudna s pomoshch'yu ierarhicheskikh sistem nechetkoj logiki (na anglijskom yazyke) // Morskie in-tellektual'nye tekhnologii. 2018. № 1-1 (39). S. 205-208.
13. Tomilin A.N., Tuktarov R.R., Hekert E.V. Osobennosti konvencionnoj podgotovki kursantov morskogo vuza // Konstruktivnye pedagogicheskie zametki. 2018. № 6-2 (10). S. 676-685.

УДК 629

DOI: 10.34046/aumsuomt96/15

## ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ НА БАЗЕ МНОГОСЛОЙНОГО ПЕРЦЕПТРОНА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ ДЛЯ ТЕХНИЧЕСКОЙ ДИАГНОСТИКИ СУДОВЫХ ТЕХНИЧЕСКИХ СРЕДСТВ

*А.И. Епихин, кандидат технических наук, доцент*

*С.И. Кондратьев, доктор технических наук, профессор*

*Е.В. Хекерт, доктор технических наук, профессор*

Рассмотрен один из возможных подходов к решению проблемы повышения эффективности технической эксплуатации судовой энергетической установки (СЭУ), в частности – судового двигателя внутреннего сгорания за счет внедрения комплексной системы технической диагностики и управления (КАСТДУ), построенной с использованием искусственных нейро-нечетких сетей (ИННС). Обоснована необходимость использования ИННС в КАСТДУ элементов СЭУ.

**Ключевые слова:** судовой двигатель, динамические нагрузки, система технической диагностики, нечеткие нейронные сети.

One of the possible approaches to solving the problem of increasing the efficiency of technical operation of a ship power plant (SEU), in particular, a ship's internal combustion engine, is considered through the introduction of an integrated system of technical diagnostics and control (castu), built using artificial neuro – fuzzy networks (INNS). The necessity of using the ins in the CASTLOU elements of SEU is justified.

**Keywords:** marine engine, dynamic loads, technical diagnostics system, fuzzy neural networks.

### Введение

В настоящее время одним из актуальных направлений исследований в области минимизации влияния «человеческого фактора» на управление СЭУ (а в глобальном аспекте - постепенного перехода к безэкипажным судам) является разработка и внедрение автоматизированных систем технической диагностики и управления судовыми энергетическими установками, включающие как системы управления ГЭУ, так и вспомогательными СТС.

Новый уровень развития компьютерных технологий позволил вывести процессы диагностики и управления на кардинально новый уровень, позволяющий перейти от локальных систем управления каждым элементом СЭУ по отдельности к глобальному – всей совокупностью СТС, являющихся составляющими сложной динамической системы «СЭУ-СУДНО», с использованием искусственного «интеллекта». Одним из способов решения этой задачи является разработка методологии оптимизации способов управления опасными технологическими процессами энергетиче-

ских установок, основанного на комплексной технической диагностике, решающего задачи снижения аварийности, соответствия постоянно ужесточающимся экологическим нормам, улучшения эксплуатационных характеристик судовых технических средств, увеличения их ресурса, а также уменьшения численности экипажа судна при сохранении максимальной надежности функционирования [1].

Также внедрение подобных систем позволит сократить статью расходов на содержание судна: постоянную – за счет снижения численности экипажа и переменную, зависящую от условий плавания – за счет снижения расходов на техническое обслуживание и ремонт (ТОиР), связанных с поддержанием и восстановлением технического состояния СТС и увеличения их ресурса. Как правило суммарные расходы на ТОиР составляют около 46% постоянных эксплуатационных расходов и находятся в диапазоне от 33% до 59% в зависимости от типа судна, его дедефта, условий плавания [2]. Снижение этих затрат возможно при повышении эффективности технической эксплуатации за счет внедрения современных

КАСТДУ, позволяющей минимизировать вероятность наступления аварийной ситуации и повысить ресурс судового оборудования за счет снижения влияния «человеческого фактора».

Постоянное увеличение сложности как самих СТС, так и систем, обслуживающих СЭУ, их количества, сложности конструкции и принципов функционирования, количества контролируемых параметров требуют значительного профессионализма и количества внимания операторов, что дополнительно повышает риск развития опасных и аварийных ситуаций в условиях больших потоков информации, особенно в случаях некорректно принятых решений. В настоящее время автоматические системы управления и контроля на судне децентрализованы и вследствие этого имеют характерный недостаток – они контролируют параметры каждого отдельно взятого СТС или системы, оценивают их техническое состояние без взаимосвязи с другими элементами СЭУ, с условиями плавания, с навигационной обстановкой. Таким образом, отсутствует понятие «информационного портрета судна» как единого «организма», каждый «орган» которого (в нашем случае СТС) находится в постоянном тесном взаимодействии как с внутренними, так и с внешними возмущениями, что ставит под сомнение достоверность диагностирования и, тем более, прогноза. Алгоритмы работы судовых АСУ основаны на взаимодействии с системами сигнализации и защиты СТС для предупреждения наступления аварии и информирования о достижении предотказного состояния, тем самым они не обладают функцией постановки диагноза по элементам СТС, а лишь констатируют локальные неисправности. Следует также заметить, что постановка диагноза как такового по совокупности контролируемых диагностических параметров и осуществление прогнозирования развития аварийных ситуаций отводится оператору-эксперту.

Анализ существующих в настоящее время систем диагностики технического состояния СТС показал следующее. Во-первых, эти системы узкоспециализированные - они не могут учитывать взаимное влияние «органов» судна друг на друга. Во-вторых, в таких системах диагностики и автоматического управления не выполняется одна из главных задач технического диагностирования – прогнозирование технического состояния. В-третьих, алгоритмы АСУ не учитывают текущее техническое состояние СТС и внешних факторов.

В целях расширения возможностей СТД и АСУ необходим их симбиоз с условием выполне-

ния вышеприведенных условий. Для этого необходимо помимо непрерывного контроля текущих диагностических параметров сопоставлять их с нагрузкой, соответствующими внешними параметрами сложной динамической системы «СЭУ-СУДНО» и техническим состоянием СТС. А при помощи экспертной базы знаний, в которой сформирована матрица состояний с учетом взаимного влияния контролируемых параметров друг на друга, внешних факторов, а также наработке и остаточном ресурсе объекта диагностирования (ОД) и его систем, можно осуществлять не только прогнозирование изменения технического состояния, но и назначать максимально эффективный режим работы СТС. Это может быть достигнуто путем внедрения искусственных нейро-нечетких сетей (ИННС). Благодаря нечеткой логике искусственных нейронных сетей (ИНС) возможно реализовать СТД, позволяющую диагностировать систему, оценивать ее текущее техническое состояние, прогнозировать его изменение, учитывая зашумленность входных данных, которая может быть использована при построении комплексной системы автоматического управления СТС. Например, в работе [1, 5] рассмотрен алгоритм интеллектуального управления частотой вращения СДВС с учетом диагностики технического состояния оборудования, выполненный путем внедрения ИНС в систему управления.

Одним из путей, направленных на повышение качества систем контроля и диагностики технического состояния СТС, является на сегодняшний день внедрение искусственного интеллекта в процессы сбора, анализа, систематизации, обработки диагностических данных, основанного на технологии нейро-нечетких и экспертных систем, которые позволят осуществить комплексный подход в плане определения технического состояния ОД [3]. Одним из способов применения нечеткой логики, который может использоваться в системах поддержки принятия решений (СППР) с использованием искусственных нейросетей по управлению СТС и судном в целом в сложных условиях эксплуатации может быть принцип использования «мягких» вычислений [4].

#### **Цель и постановка задачи**

В процессе эксплуатации судно представляет собой сложную динамическую систему, которая постоянно находится в бесконечном множестве нестационарных режимов, обусловленных воздействием как внешних, так и внутренних возмущений (параметры состояния СТС и ГЭУ, метеорологическая обстановка, навигационная об-

становка, нагрузки на корпус судна и его состояние). Вследствие этого диагностирование и управление отдельными СТС является децентрализованным и носит фрагментарный и периодический характер.

Например, при проведении диагностирования главного судового двигателя проводятся измерения более тридцати параметров. Существенным является то, что все измерения проводятся на каком-то определенном режиме работы и состоянии системы «СЭУ-СУДНО», комплексные СТД на судах отсутствуют. В условиях же реальной эксплуатации изменение технического состояния других СТС и внешних факторов приводят к изменению взаимовлияния параметров и систем друг на друга. Таким образом, проведенное техническое диагностирование не будет достоверным в полной мере и по нему нельзя однозначно судить о соответствии параметров элементов и систем установленным требованиям, построить точный прогноз изменения технического состояния невозможно.

Поэтому задача определения и прогнозирования изменения технического состояния СЭУ в процессе дальнейшей эксплуатации в составе системы «СЭУ-СУДНО» при изменении условий плавания является актуальной.

Цель данной статьи - обоснование внедрения использования комплексных автоматических систем технической диагностики и автоматического управления с использованием искусственных нейро-нечетких сетей.

#### **Нечеткие нейронные сети в технической диагностике СЭУ**

Оценка текущей ситуации по комплектованию судов диагностическими системами и АСУ показала, что присутствует объективная научно-техническая задача создания комплексных автоматических систем технического диагностирования и управления (КАСТДУ) СЭУ, обладающих универсальностью применительно к различным вариантам комплектования СЭУ судовыми техническими средствами разных производителей и типам судов, отвечающих требованиям высокого уровня достоверности определения текущего технического состояния, постановки как точного диагноза, так и реалистичного прогноза изменения технического состояния, остаточного ресурса, планирования сроков ТОиР, имеющих возможность массовой реализации в автоматических системах управления (АСУ) и диагностирования. Разработка комплексных систем технического диагностирования и управления требует разработки

алгоритма постановки диагноза, прогноза и определения нормативов. Традиционные системы не могут реализовать эти этапы совместно - необходимо привлечение т.н. оператора-эксперта, что указывает на их неполноценность, т.к. приводит к возрастанию влияния «человеческого фактора» на результат. Хотя на сегодняшний день в таких областях, как экономика, медицина, и даже в автомобилестроении уже довольно широко применяются диагностические и экспертные системы с использованием «искусственного интеллекта» на основе нейро-нечетких сетей.

Довольно часто используются системы, в основе которых лежат т.н. «мягкие вычисления» («soft computing») - это понятие, введенное еще в 1994 г. Лотфи Заде, которое объединяет в общий класс неточные и приближенные способы решения задач, даже если они не имеют решения. При этом множество четких значений контролируемых параметров преобразуется в нечеткие значения в соответствии с принятыми весовыми коэффициентами, в зависимости от оказываемого влияния на состояние ОД, как сложной динамической системы. Основные составляющие «мягких вычислений» - сети доверия, вероятностные вычисления, эволюционные алгоритмы, нечеткая логика и генетические алгоритмы. Дополняя друг друга они используются в разных комбинациях или по отдельности для создания гибридных интеллектуальных систем.

Немотя на очевидные достоинства таких систем существует конструктивно заложенная зависимость между достоверностью выходных данных системы диагностики и количеством контролируемых параметров ОД. Это связано с тем, что система диагностики и управления должна обладать достаточностью и масштабируемостью, то есть требуется, чтобы при каждом из возможного множества состояний динамической системы ОД при множестве вариантов и взаимосвязей значений контролируемых диагностических параметров имелась соответствующая продукционная модель знания. Эта модель представляет знание в виде предложений логики типа «Если (условие), то (действие)». Фрагменты такой семантической сети базируются на временных взаимосвязях различных состояний ОД. При масштабировании матрицы состояний (порядка нескольких сотен) продукции начинают вследствие необратимости дизъюнкций противоречить друг другу. При этом каждый из контролируемых параметров и их сочетание могут принимать одно из  $m$  возможных значений, поэтому общее число продукционных правил модели знаний будет равно  $N = mn$  и это

значение будет расти в прогрессии с увеличением  $m$  и  $n$ . Для устранения этого явления требуется дополнять систему модулями нечёткого вывода или иными средствами разрешения конфликтов (правила по приоритету, глубине, эвристические механизмы исключений, возврата и т. п.). Также эффективность нечеткой логики проявляется при начальном вводе в базу знаний экспертных данных о влиянии учитываемых факторов на целевую функцию в совокупности с невысокими требованиями к точности системы [6-8].

Вследствие малой изученности принципов построения таких сетей их внедрение на суда в качестве систем комплексной технической диагностики и автоматического управления не происходит. Главным отличием таких искусственных нейро-нечетких сетей от использующихся в настоящее время судовых СТД и АСУ, стимулирующим их внедрение для диагностирования, прогнозирования отказов СТС и их управления является их способность к самообучению и обобщению накопленных знаний. Благодаря этому «искусственный интеллект», получив ограниченное множество данных способен систематизировать дальнейшие входные параметры, которых не было в процессе обучения, показывая хорошие результаты. Для упрощения интеграции этих комплексных систем на базе ИННС они должны быть гибридными (с возможностью подключения к штатным датчикам, системам диагностики и АСУ). ИННС, решающие задачи диагностирования и прогнозирования ОД, могут быть включены в состав системы поддержки принятия решений (СППР) оператору судна.

Существует проблема прогнозирования отказов систем и элементов СЭУ на основе определения их текущего технического состояния с учетом внешних возмущений ввиду невозможности четкой реализации соответствия изменений входных и выходных параметров состоянию, в котором находится или к которому стремится ОД в зависимости от состояния, режима работы остальных «органов» системы «СЭУ-СУДНО» в соответствии с условиями плавания. В частности, невозможно однозначно точно поставить диагноз или выявить предотказные состояния какого-либо элемента СЭУ. Тем не менее можно получить множество состояний объекта диагностирования в виде матрицы состояний и попытаться спрогнозировать влияния каждого внутреннего и внешнего диагностического параметра на вероятность перехода ОД в какое-либо из возможных будущих состояний. Вследствие этого в составе такой комплексной системы необходимо использовать

«мягкие» вычисления с подбором соответствующих весовых коэффициентов – межнейронных связей, формировать базу знаний с возможностью дальнейшего самообучения в составе искусственных нейро-нечетких нейронных сетей, работающих на принципах нечеткой логики.

Особенности нейро-нечетких сетей способствуют их выбору при проектировании комплексных автоматических систем технической диагностики и управления в части прогнозирования и предупреждения аварийных отказов судового оборудования и заключается в возможности параллельной обработки больших потоков данных от датчиков разнородных СТС всеми нейронами внутренних слоев одновременно, учитывая взаимовлияние параметров и состояний СТС друг на друга, учитывая внешние возмущения. Благодаря этой особенности при достаточном количестве нейронов и межнейронных связей, наличии достаточного для решения конкретной задачи количества скрытых слоев, достигается одновременная обработка значительного объема поступающих диагностических параметров в реальном масштабе времени.

Поскольку нечёткие множества описываются функциями принадлежности, а  $t$ -нормы и  $k$ -нормы обычными математическими операциями, можно представить нечёткие логические рассуждения в виде нейронной сети. Для этого функции принадлежности надо интерпретировать как функции активации нейронов, передачу сигналов как связи, а логические  $t$ -нормы и  $k$ -нормы, как специальные виды нейронов, выполняющие математические соответствующие операции. Существует большое разнообразие подобных нейро-нечетких сетей (neuro-fuzzy network (англ.)). Например, ANFIS (Adaptive Neuro fuzzy Inference System) — адаптивная нейро-нечеткая система вывода [9], описываемая формулой:

$$y(x) = \sum_{i=1}^N \phi_i(x) * \theta_i$$

кроме того, этой формулой могут быть описаны также некоторые виды нейронных сетей, такие как радиально базисные сети (RBF), многослойные перцептроны (MLP) (в нашем случае наиболее применимые), а также вейвлеты и сплайны.

В задачах диагностирования и прогнозирования ННС играет роль универсального аппроксиматора функции от нескольких переменных, реализуя нелинейную функцию:

$$Y = F(X), \quad (1)$$

где  $\{X(t)\} = \{X_1(t), X_2(t), X_3(t), \dots, X_n(t)\}$  – век-

торы входных данных (текущие измеренные значения диагностических параметров), а  $Y$  – реализация векторной функции нескольких переменных. Постановка многих задач диагностирования и прогнозирования технического состояния ОД может быть сведена именно к аппроксимационному представлению.

Одной из простых моделей для установления диагностической информации могут служить статические модели, увязывающие критерии, оценивающие состояние объекта диагностирования, с отклонениями измеряемых параметров в виде регрессионной модели дефектов:

$$\delta A = Wa_1 \times X_1 + Wa_2 \times X_2 + \dots + Wa_n \times X_n, \quad (2)$$

$$\delta B = Wb_1 \times X_1 + Wb_2 \times X_2 + \dots + Wb_n \times X_n, \quad (3)$$

где  $Wa_1, Wa_2, Wa_n, Wb_1, Wb_2, Wb_n$  – коэффициенты влияния (весовые коэффициенты).

Таблицу весовых коэффициентов  $W$  для каждого конкретного значения  $X_i$  называют диагностической матрицей. Также должен быть решен вопрос об оптимальном числе измеряемых параметров. С одной стороны, чем больше число измеряемых параметров, тем достовернее определяется техническое состояние ОД и тем точнее прогноз изменения состояния, но и тем больше сложность и себестоимость СД в целом. Таким образом, к выбору используемых диагностических параметров следует подойти с точки зрения оптимизации их количества. Необходимо выбрать те, которые наиболее полно характеризуют техническое состояние ОД в процессе его текущей эксплуатации и прогнозного состояния.

В целом идентификация дефектов с помощью диагностической матрицы подобна работе системы нейронов, которая получила название «перцептрон» (рис. 1).

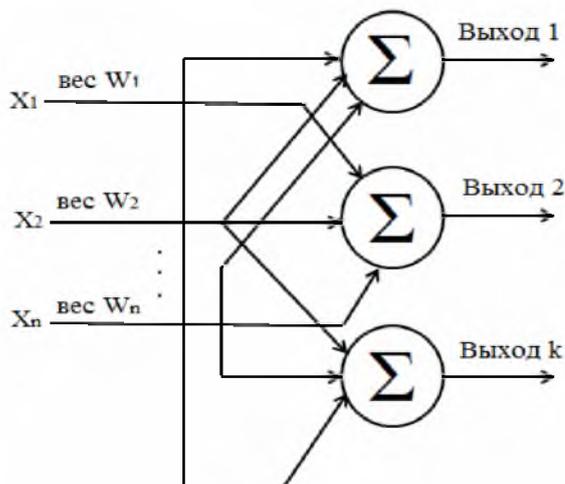


Рисунок 1 – Однослойный перцептрон с  $n$  входами и  $k$  выходами

Каждый нейрон в простейшем случае генерирует вычислительную сумму с помощью активационной функции в виде сигнала наличия (1) или отсутствия (0) какого-либо отказа или предотказного состояния с учетом заданных весовых коэффициентов  $W$ , а в случае применения более глобальных ИННС входным сигналом может служить коэффициент веса нейронной сети более высокого уровня – вероятность нахождения ОД в возможных рабочих, граничных, критических, аварийных, ресурсосберегающих и т.п. состояниях. После предъявления входных сигналов совместно с известным выходом и баз данных нейронные сети могут самообучаться под конкретный объект диагностирования для получения требуемой реакции. Однако организация процесса обучения в каждом конкретном случае – это ответственная проблема, требующая тщательной проработки.

Большое количество точек замера СТС, в которых снимаются его диагностические параметры при различных вариантах внутренних и внешних возмущений, может считаться вектором  $x$  (каждый вектор соответствует определенному состоянию ОД в соответствии с текущими условиями работы), подаваемым на вход сети. В зависимости от условий работы, вида неисправного элемента и степени повреждения получают различные характеристики одной и той же системы или элемента СЭУ. Как правило, неисправность каждого вида характеризуется специфическим изменением характеристики СТС, свойственным только этой неисправности. Нейрон, побеждающий в конкуренции при определенной комбинации характеристик ОД, представляет впоследствии либо нормальный режим работы, либо определенную неисправность, позволяя тем самым локализовать ее.

### Выбор архитектуры нейросети

Сегодня известно большое количество видов архитектур нейронных сетей, однако самое широкое распространение получили: многослойный перцептрон (МСП), сеть радиальной базисной функции (РБФ), вероятностная сеть (PNN), сеть адаптивной резонансной теории (АРТ), топографическая карта Кохонена (ТК) и ассоциативные сети (АНС), структурные модели (СНС). Перечисленные архитектуры уже стали классическими, в тоже время большинство удачных нейросетевых решений реализовано за счет адаптации их параметров к поставленным практическим задачам.

Рассмотрим процесс выбора архитектуры нейронной сети как сложную систему, состояние

которой можно оценивать по некоторому множеству критериев:

$$F = \{\alpha_i, f_i\}_n$$

где  $f_i$  – значение  $i$ -го критерия;  $\alpha_i$  – весовой коэффициент  $i$ -го критерия,  $n$  – количество критериев.

В таком случае система оценки оптимальности архитектуры нейронной сети по набору критериев, которые соответствуют выбранным требованиям, описывается следующим образом:

$$F = \{\{\alpha_i, f_i\}\}_6$$

где  $\{f1\}$  – критерии учебных данных;

$\{f2\}$  – критерии процесса обучения нейронной сети;

$\{f3\}$  – критерии вычислительных мощностей;

$\{f4\}$  – критерии исходной информации;

$\{f5\}$  – критерии технической реализации;

$\{f6\}$  – критерии сферы применения.

При нахождении значения критериев целесообразно привести их к безразмерному виду:

$$\bar{f}_i = \frac{f_i^{\max} - f_i}{f_i^{\max} - f_i^{\min}}$$

где  $\bar{f}_i$  – безразмерное значение критерия  $f_i$ ,

$f_i^{\max}, f_i^{\min}$  – максимальное и минимальное значение критерия  $f_i$ .

Определение критериев оптимизации позволяет записать задачу оптимизации архитектуры нейронной сети в таком виде:

$$\begin{cases} F \rightarrow \max \\ \bar{f}_i^{\min} \leq \bar{f}_i \leq \bar{f}_i^{\max} \end{cases}$$

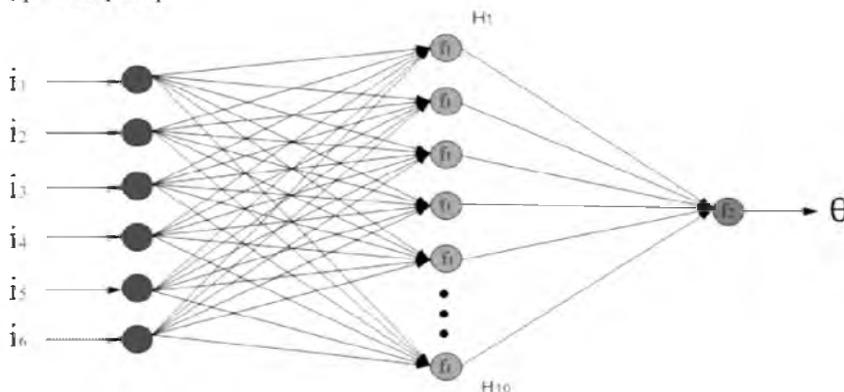


Рисунок 2 – Архитектура нейронной сети прямого распространения сигнала

Входными данными, к примеру, могут быть напряжение и ЭДС, а исходной величиной – угловые скорости двигателя и механизма.

Альтернативными вариантами для создания нейросетевой системы управления СЭУ-СУДНО могут быть также системы, где исходными величинами сети являются сигналы, характеризующие напряжение обратной связи по ЭДС (рис. 3, а), а также рекуррентные нейронные сети (рис. 3, б) для определения выходного напряжения интегратора ПИ регулятора ЭДС.

где,  $\bar{f}_i^{\min}, \bar{f}_i^{\max}$  – минимальная и максимальная допустимая величина безразмерного значения  $i$ -го критерия оптимизации.

Отметим, что решением вышеприведенной системы уравнений является определение оптимального вида архитектуры нейронной сети и определение оптимальных параметров сети. В таком случае систему уравнений можно переписать следующим образом:

$$\begin{cases} F(a_j) \rightarrow \max \\ \bar{f}_i^{\min}(a_j) \leq \bar{f}_i(a_j) \leq \bar{f}_i^{\max}(a_j) \end{cases}$$

где  $a_j$  –  $j$ -я архитектура нейронной сети;

$\bar{f}_i(a_j)$  – безразмерное значение  $i$ -го критерия для  $j$ -й архитектуры;

$\bar{f}_i^{\min}(a_j), \bar{f}_i^{\max}(a_j)$  – минимальная и максимальная допустимая величина безразмерного значения критерия для  $j$ -й архитектуры.

Итак, множество допустимых архитектур нейронной сети для СЭУ-СУДНО приобретет такой вид:

$$A = \{\text{МСП, РБФ, PNN, ТК, АРТ, АНС, СНС}\}$$

С учетом вышесказанного, по мнению автора, для нейруправления СЭУ-СУДНО оптимальной будет сеть прямого распространения сигнала в многослойном перцептроне (рис. 2), основными преимуществами которой является простота в использовании и возможность аппроксимации любой характеристики.

В работе для примера предложена архитектура построения новой комплексной автоматизированной системы технической диагностики и управления (КАСТДУ) главной энергетической установки (ГЭУ) [10]. Предложена архитектура КАСТДУ, которая построена по модульному принципу на базе многослойного перцептрона нейро-нечеткой сети, с возможностью подключения штатных датчиков и КИП (рис. 4).

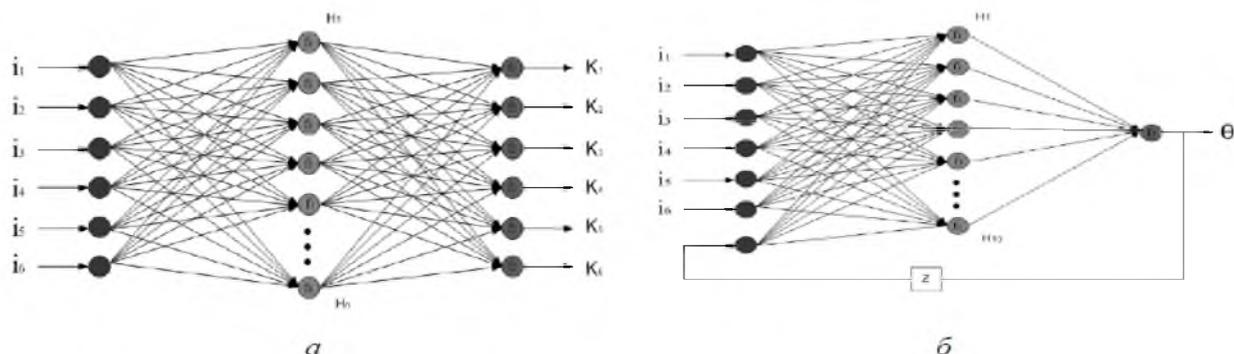


Рисунок 3 – Альтернативные архитектуры нейронной сети для управления СУУ-СУДНО

Номенклатура и количество нейронов и скрытых слоев каждого типа зависят от количества контролируемых параметров, влияющих на решение поставленной задачи. КАСТД осуществляет непрерывный контроль диагностических параметров, которые затем сортируются в соответствии с принадлежностью к группам («системы»), характеризующим отдельные элементы, процессы или системы ГЭУ. Слой нейронов «системы» осуществляет фаззификацию параметров – приведение четкого множества к нечетким значениям. Внутренний слой осуществляет формирование многомерной матрицы состояний ОД в соответствии с весовыми коэффициентами с учетом взаимного влияния диагностических параметров каждой группы на другие группы. Эта матрица постоянно пополняет «базу знаний», тем самым выполняется условие «самообучения» системы. Также база знаний должна содержать матрицу возможных управляющих воздействий на ОД для приведения его в «нормальное» состояние. На выходе «скрытого слоя» система формирует выходные веса, отвечающие за вероятность наступления одного из ключевых состояний («авария», «экология», «ресурс», «экономия»). Сумма выходных весов каждого нейрона скрытого слоя является частью вероятности наступления каждого состояния и в сумме дают 1:

$$W_{\text{вых}N1} = W_{\text{авария}N1} + W_{\text{экология}N1} + W_{\text{ресурс}N1} + W_{\text{экономи}N1} = 1$$

Нейроны внешнего слоя выхода производят определение наибольшего веса входного сигнала, помноженного на коэффициент приоритета (наибольший для «аварии», затем «экология» и т.д.) в соответствии с заданным алгоритмом. Далее интеллектуальный модуль путем перекрестного анализа матрицы состояний «базы знаний» и матрицы возможных управляющих воздействий формирует сигнал, который через соответствующие преобразователи подается на вход блока АСУ.

Адаптацию и специализацию модулей и подсистем проводят на уровне программного обеспечения, путем ввода стартовой информации в базу данных матрицы состояний, матрицы управляющих воздействий и обучения искусственной нейронной сети. Причем база данных должна работать в параллели с базой знаний, постоянно обновляющейся в соответствии со всей многовариантностью состояний ОД в условиях реальной эксплуатации с привязкой к характеристикам конкретного судна.

База данных состоит из множества характеристик, отвечающих различным нормальным и предельным техническим состояниям элементов и систем СУУ при определенных режимах работы, в которых устройство подвергается диагностированию. Главное условие корректного функционирования системы – дифференциация характеристик при различных предельных состояниях. Если две различные неисправности имеют тождественные признаки, их распознавание будет невозможным и диагностическая система должна выдать перечень возможных неисправностей. То же касается и построению прогноза развития ситуации. Подготовка соответствующей базы данных, по которой ННС будет обучаться, а в последующем использоваться и пополняться (база знаний) нечеткой нейронной сетью (собственно диагностирование неисправностей, прогноз развития аварийных ситуаций), требуют проведения таких измерений, которые будут однозначно свидетельствовать о фактическом состоянии СТС. При этом следует выделить те фрагменты характеристик, которые отличаются друг от друга. Для достижения этой цели могут выполняться любые операции (как линейные, так и нелинейные) на всей базе данных.

Автоматическая система с нейро-нечеткой сетью для комплексной технической диагностики и управления судовой энергетической установкой

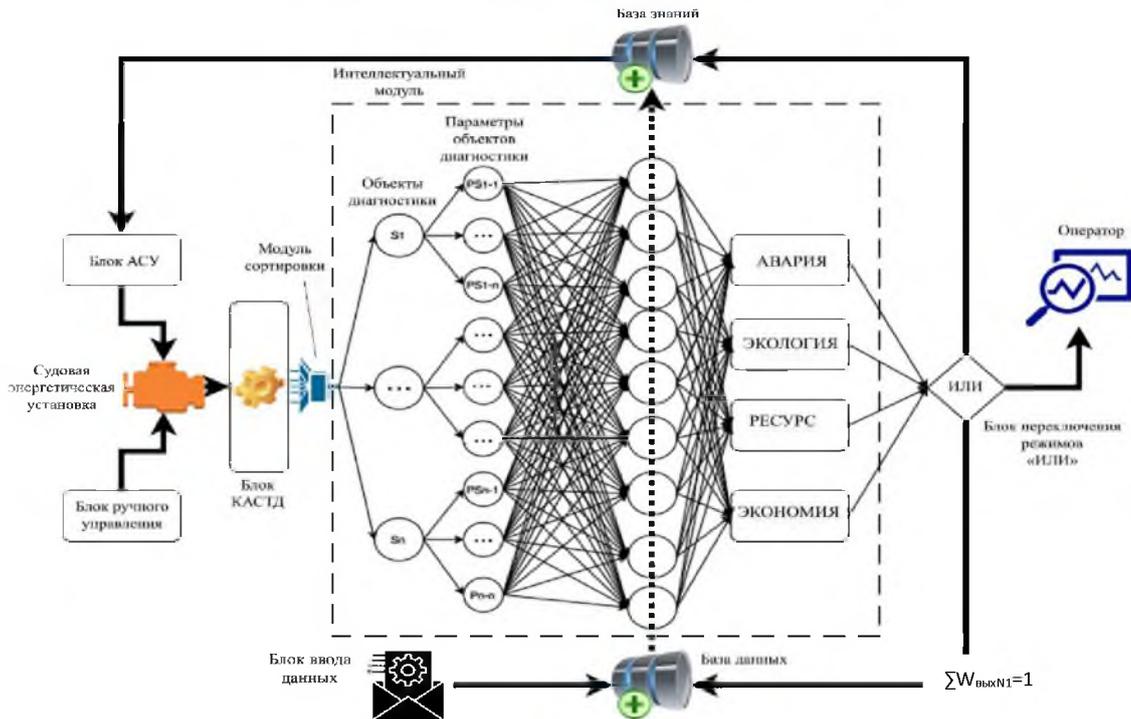


Рисунок 4 – Схема использования нейронечеткой сети в КАСДТУ ГЭУ

### Выводы

Таким образом, подводя итоги проведенного исследования, можно сделать следующие выводы. В работе рассмотрена возможность использования нейросетевых моделей для управления и диагностики СЭУ-СУДНО, являющейся сложной динамической системой. Отдельное внимание уделено принципам работы системы нейроуправления и ее ключевым характеристикам. Также формализована процедура выбора архитектуры нейронной сети для управления СЭУ-СУДНО и предложено несколько вариантов нейронных сетей для разных исходных параметров.

Проведенный анализ возможностей и алгоритмов работы нечетких нейронных сетей свидетельствует о том, что эти сети при определенных ограничениях с успехом могут использоваться в КАСДТУ СЭУ.

При этом такой комплексный подход позволит:

- улучшить экономические и экологические показатели эксплуатации СЭУ;
- сократить расходы на приобретение специального диагностического оборудования;
- уменьшить затраты за счет снижения численности экипажа, перехода на ТОиР по состоянию;
- повысить ресурс СТС;
- избежать развития непредвиденных и аварийных ситуаций;

- снизить влияние «человеческого фактора».

### Литература

1. Надеев А. И., Хай Нгок Буй, Свирипов Ф. В. Интеллектуальное управление судовым двигателем внутреннего сгорания с учетом диагностики состояния оборудования // Вестник АГТУ. Серия: Морская техника и технология.– 2011.– №1.
2. Никитин А.М. Совершенствование технического обслуживания и ремонта судовых энергетических установок на основе анализа рисков: дисс. Д.Т.Н.– СПб., 2007.
3. Полковникова Н.А., Полковников А.К. Алгоритмы системы поддержки принятия решений для идентификации неисправностей главного судового двигателя // Эксплуатация морского транспорта.– 2019.– №1 (90).
4. Полковникова Н.А., Курейчик В.М. Разработка модели экспертной системы на основе нечеткой логики // Известия ЮФУ. Технические науки.– 2014.– №1 (150).
5. Мельников Д.А. Применение нейронных сетей в системах управления двигателем внутреннего сгорания // МГТУ «МАМИ».
6. Hecht-Nielsen, R. (1990), Neurocomputing, Reading, MA: Addison-Wesley, ISBN 0-201-09355-3.
7. Kohonen, T. (1989/1997/2001), Self-Organizing Maps, Berlin — New York: Springer-Verlag. First edition 1989, second edition 1997, third extended edition 2001, ISBN 0-387-51387-6, ISBN 3-540-67921-9.
8. Kohonen, T. (1988), Learning Vector Quantization, Neural Networks, 1 (suppl 1), 303.

9. Jang, J.-S. R., "ANFIS: Adaptive-Network-based Fuzzy Inference Systems, " IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 23, No. 3, pp. 665-685, May 1993.
10. Заявка на изобретение № 2020121876 «Автоматическая система с нейронечеткой сетью для комплексной технической диагностики и управления судовой энергетической установкой» с приоритетом от 26.06.2020 г., решение ФИПС о выдаче патента 02.11.2020 г.
11. Каракаев А.Б., Луканин А.В., Хекерт Е.В. Разработка методологии, методов и моделей анализа влияния различных вариантов построения структуры и режимов поддержания, и восстановления работоспособности судовых электроэнергетических систем (часть 1) // Эксплуатация морского транспорта.– 2016.– № 3(80).– С.54-60.
12. Каракаев А.Б., Хекерт Е.В., Луканин А.В. Разработка методологии, методов и моделей анализа влияния различных вариантов построения структуры и режимов поддержания и восстановления работоспособности судовых электроэнергетических систем (часть 2) // Эксплуатация морского транспорта.– 2016.– № 4(81).– С.85-95.
13. Астреин В.В. Структура системы безопасности судовождения [Текст] / В.В. Астреин, С.И. Кондратьев // Эксплуатация морского транспорта.– 2015.– № 3.– С. 38-47.
14. Студеникин Д.Е., Хекерт Е.В., Модина М.А. Прогнозирование движения судна с помощью иерархических систем нечеткой логики (на английском языке) // Морские интеллектуальные технологии.– 2018.– № 1-1 (39).– С. 205-208.
4. Polkovnikova N.A., Kurejchik V.M. Razrabotka modeli ekspertnoj sistemy na osnove nechetkoj logiki // Izvestiya YUFU. Tekhnicheskie nauki №1 (150), 2014.
5. Mel'nikov D.A. Primenenie nejronnyh setej v sistemah upravleniya dvigatelem vnutrennego sgoraniya // MGTU «MAMI».
6. Hecht-Nielsen, R. (1990), Neurocomputing, Reading, MA: Addison-Wesley, ISBN 0-201-09355-3.
7. Kohonen, T. (1989/1997/2001), Self-Organizing Maps, Berlin — New York: Springer-Verlag. First edition 1989, second edition 1997, third extended edition 2001, ISBN 0-387-51387-6, ISBN 3-540-67921-9.
8. Kohonen, T. (1988), Learning Vector Quantization, Neural Networks, 1 (suppl 1), 303.
9. Jang, J.-S. R., "ANFIS: Adaptive-Network-based Fuzzy Inference Systems, " IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 23, No. 3, pp. 665—685, May 1993.
10. Zayavka na izobretenie № 2020121876 «Avtomaticheskaya sistema s nejronechetkoj set'yu dlya kompleksnoj tekhnicheskoy diagnostiki i upravleniya sudovoj energeticheskoy ustanovkoj» s prioritетom ot 26.06.2020 g., reshenie FIPS o vydache patenta 02.11.2020 g.
11. Karakaev A.B., Lukanin A.V., Hekert E.V. Razrabotka metodologii, metodov i modelej analiza vliyaniya razlichnyh variantov postroeniya struktury i rezhimov podderzhaniya i vosstanovleniya rabotosposobnosti sudovyh elektroenergeticheskikh sistem (chast' 1)/Ekspluatatsiya morskogo transporta. 2016. № 3(80). S.54-60.
12. Karakaev A.B., Hekert E.V., Lukanin A.V. Razrabotka metodologii, metodov i modelej analiza vliyaniya razlichnyh variantov postroeniya struktury i rezhimov podderzhaniya i vosstanovleniya rabotosposobnosti sudovyh elektroenergeticheskikh sistem (chast' 2)/Ekspluatatsiya morskogo transporta. 2016. № 4(81). S.85-95.
13. Astrein V.V. Struktura sistemy bezopasnosti sudovozhdeniya [Tekst] / V.V. Astrein, S.I. Kondrat'ev // Eksplyuatsiya morskogo transporta. 2015. № 3. S. 38-47.
14. Studenikin D.E., Hekert E.V., Modina M.A. Prognozirovaniye dvizheniya sudna s pomoshch'yu ierarhicheskikh sistem nechetkoj logiki (na angliyskom yazyke)// Morskie intellektual'nye tekhnologii. 2018. № 1-1 (39). S. 205-208.

#### References

1. Nadeev A. I., Haj Ngok Buj, F. V. Svirepov. Intel'ktual'noe upravlenie sudovym dvigatelem vnutrennego sgoraniya s uchetom diagnostiki sostoyaniya oborudovaniya // Vestnik AGTU. Seriya: Morskaya tekhnika i tekhnologiya, №1, 2011.
2. Nikitin A.M. Sovershenstvovanie tekhnicheskogo obsluzhivaniya i remonta sudovyh energeticheskikh ustanovok na osnove analiza riskov. Diss. D.T.N., SPb, 2007.
3. Polkovnikova N.A., Polkovnikov A.K. Algoritmy sistemy podderzhki prinyatiya reshenij dlya identifikatsii neispravnostej glavnogo sudovogo dvigatelya // Eksplyuatsiya morskogo transporta №1 (90), 2019

УДК 656.624

DOI: 10.34046/aumsuomt96/16

## СОВЕРШЕНСТВОВАНИЕ ТЕХНОЛОГИИ ИЗГОТОВЛЕНИЯ ЦИЛИНДРОВЫХ ВТУЛОК СУДОВОГО ДИЗЕЛЯ МЕТОДОМ ЦЕНТРОБЕЖНОГО ЛИТЬЯ

*Азер Рагим оглы Исмаилов, докторант*

Статья посвящена вопросам совершенствования технологии изготовления цилиндрических втулок судовых дизелей методом центробежного литья. Указано, что данный метод имеет с одной стороны ряд достоинств по сравнению с литьем в песчаную форму, а с другой стороны - ряд недостатков, которые требуют его совершенствования.