

Раздел 3 СУДОВЫЕ ЭНЕРГЕТИЧЕСКИЕ УСТАНОВКИ, СИСТЕМЫ И УСТРОЙСТВА

УДК 629

DOI: 10.34046/aumsuomt101/15

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА УПРАВЛЕНИЯ СУДОВОЙ ЭНЕРГЕТИЧЕСКОЙ УСТАНОВКОЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ АДАПТИВНОГО МНОГОРЕЖИМНОГО НЕЙРОСЕТЕВОГО РЕГУЛЯТОРА ПРИМЕНИТЕЛЬНО К МОРСКИМ АВТОНОМНЫМ СУДАМ

А.И. Епихин, кандидат технических наук, доцент

Е.В. Хекерт, доктор технических наук, профессор

А.А. Иванченко, доктор технических наук, профессор

Г.А. Зеленков, доктор физико-математических наук, профессор

В статье рассмотрены особенности выбора алгоритма для создания интеллектуальной системы управления судовой энергетической установкой (СЭУ) в условиях эксплуатации морских автономных судов. На основании сравнительного анализа систем и методов искусственного интеллекта обоснована целесообразность использования нейронных сетей. Использование нейросетевого моделирования позволило разработать алгоритм структурного синтеза многорежимного НС-регулятора управления работой дизель-генераторной установкой СЭУ при переходных процессах на всем диапазоне с соблюдением принципа минимальной сложности и с учетом требований к астатизму, физической реализуемости, устойчивости и качеству переходных процессов.

Ключевые слова: автономное судно, энергетическая установка, дизель, управление, нейронная сеть.

INTELLIGENT CONTROL SYSTEM OF A MARINE POWER PLANT USING AN ADAPTIVE MULTI-MODE NEURAL NETWORK CONTROLLER IN RELATION TO MARINE AUTONOMOUS VESSELS

A.I. Epikhin, E.V. Khekert, A.A. Ivanchenko, G.A. Zelenkov

The article discusses the features of the choice of an algorithm for creating an intelligent control system for an SEP in the operating conditions of autonomous marine vessels. On the basis of a comparative analysis of systems and methods of artificial intelligence, the expediency of using neural networks has been substantiated. The use of neural network modeling made it possible to develop an algorithm for the structural synthesis of a multi-mode NS-controller for controlling the operation of a diesel-generator set of an ESP during transient processes in the entire range, observing the principle of minimum complexity and taking into account the requirements for astatism, physical feasibility, stability and quality of transient processes.

Keywords: autonomous ship, power plant, diesel, neural network control.

Искусственный интеллект в настоящее время используется во всём большем количестве отраслей, в том числе включая морской транспорт, что находит свое проявление в создании и эксплуатации морских автономных судов. В настоящее время автономные и безэкипажные суда рассматриваются как ключевой элемент повышения конкурентоспособности и устойчивости судоходной отрасли РФ на мировом уровне в ближайшем будущем.

По мнению экспертов, автономные морские суда могут повысить безопасность международных морских перевозок за счет исключения аварий, вызванных человеческой ошибкой. С точки зрения бизнеса морские автономные суда

имеют чрезвычайно важное значение для снижения эксплуатационных расходов за счет значительного сокращения затрат на содержание экипажа на борту. Кроме того, современные автономные суда также считаются гораздо более экологически чистыми [1].

С учетом вышеизложенного, особую значимость приобретают вопросы управления морскими автономными судами, в целом, а также их основными узлами и технологическими системами в частности, к числу которых, к примеру, относится судовая энергетическая установка (СЭУ). Системы управления автономными судами представляют собой модульные комплексы управления, совмещенные с коммуникационными технологиями нового поколения, которые позволяют

обеспечить беспроводной мониторинг и функции управления как на борту, так и за его пределами. Они включают передовые системы поддержки принятия решений, дающие возможность удаленного управления судами с полу- или полностью автономным управлением [2].

Функционирование таких систем предполагает необходимость перехода от адаптивного управления к концепции интеллектуального управления. Так, предполагается, что базируясь на данной концепции система управления СЭУ позволит проводить мониторинг всей производимой энергии по каждой позиции управляющего контроллера, составлять отчет за отработанное время, осуществлять тестирование по расходам топлива на каждой позиции, на основании отчета о производимой мощности даст возможность рассчитать средний расход топлива и масла на кВт/час. Кроме того, представляется, что в эксплуатационных условиях важной задачей интеллектуальной системы управления является определение действительных характеристик СЭУ, которые могут меняться по разным причинам, с целью оценки их технического состояния, выбора оптимальных режимов работы и уровня загрузки элементов.

Вместе с тем анализ современной литературы, в которой рассматриваются вопросы использования систем искусственного интеллекта в технологических системах, свидетельствует о том, что до сих пор не решены вопросы, связанные с разработкой алгоритмов и методик идентификации нелинейных объектов, открытыми остаются проблемы синтеза структуры и алгоритмов адаптации (обучения) параметров различных регуляторов.

Таким образом, рассмотрение возможностей использования интеллектуальных алгоритмов для разработки систем управления техническими и эксплуатационными составляющими морских автономных судов вызывает на сегодняшний день широкую заинтересованность в экспертных и научных кругах, что и обуславливает выбор темы данной статьи.

Современные методы многорежимного управления техническими системами берут свое начало в трудах таких ученых, как: Sharma, Akanksha; Singh, H. P.; Viral, R. K.; Anwer, Naqui; Ягольников Д.В., Допира Р.В.

Актуальные вопросы настройки нейросетевых регуляторов, которые оказывают существенное влияние на качество переходных процессов,

сопровождающихся перерасходом топлива, ухудшением экологических показателей и снижением индикаторов надежности работы оборудования, нашли свое отражение в работах Акиншина О.Н., Кулешова А.В., Столярова А.А., Баширова М.Г., Чурагулова Д.Г., Singh, Shubhr; Bromham, Gary; Sheng, Di.

Предварительной оценкой эффективности использования нейронных сетей, как для новых, так и для традиционных систем управления автономными судами, с учетом их динамических характеристик и специфики работы, занимаются Wang, Renqiang; Li, Qinrong; Miao, Shengze; Miao, Keyin; Deng, Hua.

Однако, несмотря на имеющиеся публикации и накопленные на сегодняшний день достижения, следует обратить внимание на тот факт, что исследователями рассматривается в большинстве своем общая проблематика перспектив использования интеллектуальных систем управления техническими объектами. Без должного внимания остаются вопросы контроля эффективных параметров работы СЭУ во время эксплуатации на основе адаптивного нейросетевого регулятора. Также фрагментарными являются исследования, которые касаются изучения структуры и информационных потоков в интеллектуальных системах управления СЭУ морских судов.

Принимая во внимание вышеизложенное, цель статьи можно сформулировать следующим образом – рассмотреть особенности выбора алгоритма для создания интеллектуальной системы управления СЭУ в условиях эксплуатации морских автономных судов.

Итак, для примера рассмотрим алгоритм создания интеллектуальной системы управления СЭУ морских автономных судов, который будет осуществлять управление двигателем внутреннего сгорания (ДВС). Эта система должна позволить обеспечить оптимальное управление дизелем с получением таких преимуществ как: экономия топлива, увеличенный ресурс двигателя, легкость диагностики и простоту обслуживания.

Будем считать, что динамика дизельной установки, как объекта управления, описывается дифференциальным уравнением «вход - выход», заданным в неявном виде:

$$\varphi(y^{(n)}, y^{(n-1)}, \dots, y, u^{(m)}, u^{(m-1)}, \dots, u) = 0$$

где $y = y(t)$ и $u = u(t)$ - выходные и входные сигналы ДВС;

m и n - максимальные порядки производных $u^{(i)}$, $y^{(i)}$ входящей и исходящей переменных.

Так как в последнее время судостроение

ориентировано в большей части на постепенный переход на электродвижение, где в составе СЭУ отсутствует главный двигатель, как таковой, с прямой или косвенной передачей энергии на гребной винт, а СЭУ комплектуется определенным количеством дизель-генераторов (ДГ), в зависимости от требуемой мощности, с приводом гребного винта от электродвигателя. Такая компоновка СЭУ дает некоторое преимущество, по сравнению с традиционной, ввиду присутствия резервирования мощностей.

Если рассматривать ДВС в совокупности с генераторной частью (так как мощность дизель-генератора зависит от крутящего момента коленчатого вала двигателя и его оборотов), то задача управления заключается в обеспечении поддержки постоянного крутящего момента и оборотов двигателя [3]. На каждую позицию контроллера должно быть определено соответствующее количество реек топливных насосов и оборотов коленчатого вала.

Требования к надежности и экологичности работы дизель-генераторной установке СЭУ в процессе эксплуатации морских автономных судов в нестабильных режимах в последнее время выросли так, что им перестали удовлетворять автоматические регуляторы самых совершенных конструкций. В результате в настоящее время

практически невозможно создать автоматический регулятор с еще лучшими качествами, который функционирует на основе только одного принципа регулирования.

Поэтому представляется целесообразным отметить, что с учетом обозначенных требований, необходимо построить такой регулятор, который будет обеспечивать управление дизель-генераторной установкой СЭУ при соблюдении следующих требований к синтезированной интеллектуальной системе: астатизм (нулевая статическая погрешность); физическая реализация регулятора; устойчивость и заданное качество процессов управления на множестве $M = \{M_1 \supset M_R\}$ режимов работы дизель-генераторной установки; минимальная сложность регулятора.

Для того, чтобы выбрать наиболее оптимальный алгоритм интеллектуального управления, который будет отвечать обозначенным выше требованиям, проанализированы основные методы и инструменты искусственного интеллекта, к числу которых относятся нейронные сети, продукционные правила, эволюционные (генетические) алгоритмы, а также объектно-ориентированные, логические и объектно-логические алгоритмы. В таблице 1 представлены результаты сравнения, выявленные преимущества и недостатки рассматриваемых методов.

Таблица 1 – Сравнительный анализ средств искусственного интеллекта

	Нейронные сети	Продукционные правила	Алгоритмы			
			эволюционные (генетические)	объектно-ориентированные	логические	объектно-логические
Преимущества	<ol style="list-style-type: none"> 1. Решение задач в условиях неопределенности 2. Многофакторное применение 3. Высокая скорость 4. Способность к обучению 5. Устойчивость к шумам во входных данных 6. Гибкость структуры нейронных сетей 7. Адаптация к изменениям окружающей среды 7. Отказоустойчивость 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Возможность представления дескриптивных конструктивных знаний и рефлексов 2. Естественность правил «если-то» 	<p>Высокая степень распараллеливания (быстродействие)</p>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Структурированность 2. Высокое быстродействие механизмов наследования свойств, заматчивание и т.д. 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Высокая выразительность 2. Корректность 3. Высокая сложность решаемых задач 	<p>Сочетание преимуществ объектноориентированных и логических</p>
Недостатки	<ol style="list-style-type: none"> 1. Потребность в обучающей выборке 2. Медлительность обучения 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Сложность выполнения больших баз правил, недостаточная структурированность 2. Сложность обеспечения корректности выводов 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Неизвестная степень эффективности 2. Самоорганизация природной стихии, а не интеллектуальный процесс 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Сложность программирования 2. Недостаточная выраженность 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Недостаточное быстродействие 2. Плохая совместимость с эвристикami и опытом 3. Нерешаемость многих логик 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Недостатки логических моделей 2. Сложность программирования

На основе данных, приведенных в таблице 1, можно прийти к выводу, что наиболее оптимальным и эффективным алгоритмом для создания интеллектуальной системы управления СЭУ в условиях эксплуатации морских автономных судов являются нейронные сети.

ИНС состоит из искусственных нейронов (artificial neuron), каждый из которых представляет собой упрощенную модель биологического нейрона. Все, что делает искусственный нейрон — это принимает сигналы со многих входов, обрабатывает их единым образом и передает результат на многие другие искусственные нейроны, т.е. делает то же самое, что и нейрон биологический. Биологические нейроны связаны между собою аксонами, места стыков называются синапсами. В синапсах происходит усиление или ослабление электрохимического сигнала. Связи между искусственными нейронами называются синаптическими, или просто синапсами. У синапса имеется один параметр — весовой коэффициент, в зависимости от его значения происходит то или иное изменение информации, когда она передается от одного нейрона к другому. Именно благодаря этому входная информация обрабатывается и превращается в результат, а обучение нейронной сети основано на экспериментальном подборе такого весового коэффициента для каждого синапса, который и приводит к получению требуемого результата.

Нейроны входного слоя получают данные извне (например, от датчиков систем и элементов СЭУ) и после их обработки передают сигналы через синапсы нейронам скрытого слоя, которые обрабатывают полученные сигналы и передают их нейронам выходного слоя, которые взаимодействуют с системами сигнализации, защиты и управления СЭУ. Так как речь идет об имитации нейронов, то каждый модуль входного уровня связан с несколькими модулями скрытого уровня, каждый из которых, в свою очередь, связан с несколькими модулями управления выходного уровня. Такая, простейшая ИНС способна к обучению и может находить простые взаимосвязи в данных. ИНС, способная находить не только простые взаимосвязи, но и взаимосвязи между взаимосвязями должна иметь намного более сложную структуру. В ней должно быть несколько скрытых слоев нейронов, перемежаемых слоями, которые выполняют сложные логические преобразования. Каждый последующий слой сети ищет взаимосвязи в предыдущем. Такие ИНС способны к глубокому (глубинному) обучению.

Типы возможных к применению нейросетей (в зависимости от поставленной задачи) и их классификация приведены далее.

По состоянию на начало 2019 г. насчитывалось 26 типов нейросетей. Из них 12 назывались по именам их изобретателей, у остальных были такие названия как хаотическая, сиамская, осцилляторная, адаптивного резонанса и т.п. Для того чтобы как-то систематизировать уже имеющиеся и будущие нейросети, делаются попытки их классификации.

1. По типу входных данных: аналоговые (на входе действительные числа), двоичные (на входе двоичные числа) и образные (на входе знаки, иероглифы, символы) нейронные сети.

2. По характеру обучения: обучение с учителем (выходное пространство решений нейронной сети известно), обучение без учителя (выходное пространство решений формируется только на основе входных воздействий; такие сети называют самоорганизующимися); обучение с подкреплением (используется система назначения штрафов и поощрений, получаемых в результате взаимодействия ИНС со средой) – может быть организована при подключении в «следающем» режиме, то есть действовать параллельно с оператором до момента достижения максимально допустимой погрешности и дальнейшем «перехвате» части функций оператора «на себя».

3. По характеру настройки синапсов: сети с фиксированными связями (весовые коэффициенты нейронной сети выбираются сразу, исходя из условий поставленной задачи, например, выбранный приоритет эксплуатации СЭУ в данный момент – режимы максимального энергообеспечения, максимального энергосбережения, минимальной экологической нагрузки и т.д.), сети с динамическими связями (у этих сетей в процессе обучения происходит настройка синаптических связей в зависимости от внешних возмущений).

4. По времени передачи сигнала: синхронные сети (время передачи для каждой синаптической связи равно либо нулю, либо фиксированной постоянной), асинхронные сети (время передачи для каждой связи между элементами свое, но тоже постоянное). Данный выбор определяет вариации использования в зависимости от типа системы (статическая, динамическая, хаотичная, стохастическая).

5. По характеру связей: сети прямого пространства (все связи направлены строго от входных нейронов к выходным), рекуррентные сети (сигнал с выходных нейронов или нейронов

скрытого слоя частично передается обратно на входы нейронов входного слоя), рекуррентная сеть Хопфилда (фильтрует входные данные, возвращаясь к устойчивому состоянию и, таким образом, позволяет решать задачи сжатия данных и построения ассоциативной памяти), двунаправленные сети (между слоями существуют связи как в направлении от входного слоя к выходному, так и в обратном).

6. Радиально-базисные сети (или RBF-сети), самоорганизующиеся карты (в частности, самоорганизующаяся карта Кохонена) и сети других классов, еще не вполне оформившихся.

Нейронные сети используются для решения сложных задач, которые требуют аналитических вычислений подобных тем, которые делает человеческий мозг, тем самым дают возможность повысить безопасность мореплавания путем исключения «человеческого фактора».

Самыми распространенными задачами, для решения которых применяются нейронные сети, являются:

Задачи, решаемые нейронными сетями, которые могут быть использованы при организации управления СЭУ автономного судна:

1. Классификация — распределение данных по параметрам (фильтрация). Например, на вход ИНС подается разнородный (как по параметрам, так и по принадлежности) набор данных от разных механизмов и нужно решить, какому механизму они принадлежат, в какой мере оказывают влияние на энергоэффективные или экологические показатели СЭУ, какие эксплуатационные ограничения необходимо предпринять в каждой конкретной ситуации. Эту работу может выполнить нейронная сеть, анализируя такую информацию, как текущее или прогнозное техническое состояние механизма, задачи, поставленные иерархической принадлежностью эксплуатационных режимов в зависимости от приоритета и т.д.

2. Принятие решений и управление. Эта задача близка к задаче классификации. Классификации подлежат ситуации или приоритеты, характеристики которых поступают на вход нейронной сети. На выходе сети в результате должен появиться признак решения, которое она приняла. При этом в качестве входных сигналов используются различные критерии состояния управляемой системы и ограничения, вводимые априори выполняемыми условиями в данный момент времени и в данной локации.

3. Кластеризация. Под кластеризацией понимается разбиение множества разнородных входных сигналов на классы по принадлежности

как по приоритетам прогнозного состояния, в зависимости от ориентации на желаемое, так и соответствия определяющему внешнему воздействию, вносящему «диссонанс» взаимодействия элементов сложной динамической системы «СЭУ-СУДНО», при этом ни количество, ни признаки классов заранее не известны. После обучения такая сеть способна определять, к какому классу относится входной сигнал. Сеть также может сигнализировать о том, что входной сигнал не относится ни к одному из заранее определенных классов — это является признаком появления новых данных, отсутствующих в обучающей выборке. Таким образом, подобная сеть может выявлять новые, неизвестные ранее классы сигналов, влияющих на общую безопасность судоходства.

4. Прогнозирование. Способности нейронной сети к прогнозированию состояния системы напрямую следуют из её способности к обобщению и выделению скрытых зависимостей между входными и выходными данными (включая незначительные косвенные параметры). После обучения сеть способна предсказать будущее значение некой последовательности состояний на основе нескольких предыдущих значений и (или) каких-то существующих в настоящий момент факторов.

5. Аппроксимация. Нейронная сеть способна аппроксимировать любую непрерывную функцию с некоторой наперед заданной точностью. Таким образом по принципу множества Мандельброта каждая «сложная» интерпретация состояния системы и параметров расщепляется на простейшие закономерности, не требующие вычислительных мощностей.

6. Сжатие данных и ассоциативная память. Способность нейросетей к выявлению взаимосвязей между различными параметрами дает возможность представить данные более компактно, если данные тесно связаны между собой. Аналогично принципу нечеткой логики образуются некие «орбитальные» структуры базы знаний, которые упрощают процесс определения принадлежности к определенному диапазону состояний с последующим управляющим воздействием. Также присутствует обратный процесс — восстановление исходного набора данных по части информации (в случае частичного отсутствия) — называется (авто) ассоциативной памятью. Ассоциативная память позволяет также восстанавливать исходный сигнал/образ из зашумленных/поврежденных входных данных.

Нейронные сети также могут использо-

ваться для анализа данных, решения задач оптимизации службой технической эксплуатации судов, нахождения паттернов в больших объемах данных, ориентации в пространстве и др.

Основными преимуществами нейронных сетей перед традиционными вычислительными методами являются:

1. Решение задач в условиях неопределенности. Благодаря способности к обучению нейронная сеть позволяет решать задачи с неизвестными закономерностями и зависимостями между входными и выходными данными, что позволяет работать с неполными данными.

2. Устойчивость к шумам во входных данных. Нейронная сеть может самостоятельно выявлять неинформативные для анализа параметры и производить их фильтрацию, в связи с чем отпадает необходимость в предварительном анализе входных данных.

3. Гибкость структуры нейронных сетей. Компоненты нейрокомпьютеров — нейроны и связи между ними можно комбинировать различными способами. За счет этого один нейрокомпьютер можно применять для решения различных задач, зачастую никак не связанных между собой.

4. Высокое быстродействие. Входные данные обрабатываются многими нейронами одновременно, благодаря чему нейронные сети решают задачи быстрее, чем большинство других алгоритмов и требуют меньших аппаратных мощностей.

4. Адаптация к изменениям воздействия возмущений окружающей среды. Нейронные сети, обучаясь на полученных данных, способны подстраиваться под изменяющиеся внешние воздействия (например, под изменения гидрометеорологической ситуации в районе плавания, если задача нейросети — прогнозирование колебаний выходной мощности). Если необходимо решать какую-то задачу в условиях нестационарной среды, то могут быть созданы нейронные сети, переучивающиеся в режиме реального времени. Чем выше адаптивные способности системы, тем более устойчивой будет ее работа в нестационарной среде.

5. Отказоустойчивость нейронных сетей. На неблагоприятное изменение внешних условий нейросеть реагирует лишь незначительным снижением производительности. Эта особенность объясняется распределенным характером хранения информации в нейронной сети, поэтому только серьезные повреждения структуры могут существенно повлиять на работоспособность

нейросети.

Но, тем не менее, у нейронных сетей есть ряд серьезных недостатков.

1. Ответ, выдаваемый ИНС, всегда приблизительный и обусловлен заданной глубиной доверия. Нейронные сети не способны давать точные и однозначные ответы. Но их реакция на возмущение всегда более корректна по сравнению с «человеческим фактором». Ошибки в большей степени характерны физическому оператору, так как он подвержен различному психофизическому влиянию текущей обстановки.

2. Неспособность принятия решений в несколько этапов. Нейронная сеть не может решать задачи, которые требуют последовательного выполнения нескольких шагов; она способна решать задачу только "в один заход". Поэтому нейросеть не может, например, доказать математическую теорему.

3. Неспособность решать вычислительные задачи. В ИНС нельзя загрузить, допустим, математическое уравнение и получить его решения для различных параметров. Но это и не является предназначением нейронных сетей. Это наоборот является неким преимуществом перед «сухими» алгоритмами, не адаптирующимися под текущее состояние системы.

4. Трудоемкость и длительность обучения. Для того чтобы нейронная сеть могла корректно решать поставленные задачи, требуется провести ее обучение на десятках миллионов наборов входных данных. Но уже разработаны различные технологии ускоренного обучения, также возможно включение нейросети в «следящем» (параллельном) режиме с оператором, где одновременно будут обрабатываться управляющие воздействия. По достижении порога минимальной ошибки нейросеть будет поэтапно забирать на себя часть функций оператора.

Итак, построим адаптивный регулятор в классе нейросетевых структур, который будет обеспечивать стабилизацию режимов работы дизель-генераторной установкой СЭУ при соблюдении требований к синтезированной интеллектуальной системе управления с возможностью автоматической (on-line) настройки параметров регулятора при изменении параметров (или режимов работы) объекта. Наиболее очевидный вариант построения такой системы базируется на использовании нейронной сети (НС) как устройства адаптации параметров линейного ПИ-регулятора (см. рис. 1-а).

Целью алгоритма обучения является формирование таких коэффициентов усиления K_1 и K_2 регулятора, при которых достигается приближение выхода объекта к выходу эталонной модели (ЕМ): $y(t) \rightarrow y_{EM}(t)$. Недостатком этой

схемы является ограниченность ее применения при высоких порядках дифференциального уравнения, то есть невозможность получения в этом случае заданных показателей качества путем воздействия только на два параметра системы K_1 и K_2 .

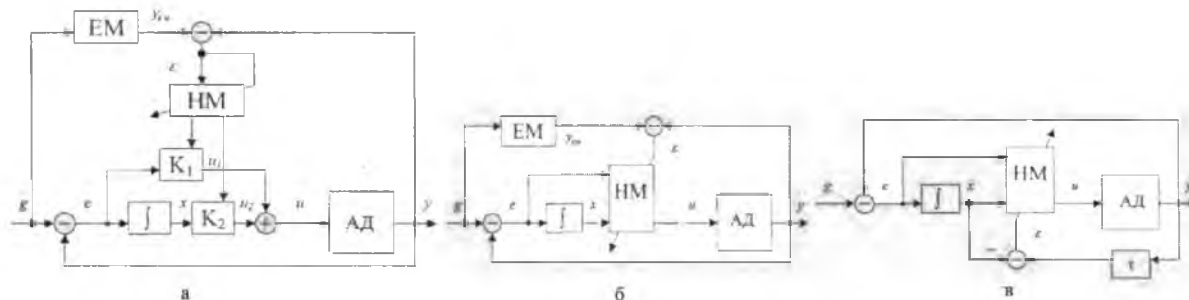


Рисунок 1 – Варианты построения адаптивного нейросетевого регулятора для управления дизель-генераторной установкой СЭУ морских автономных судов

Приведенная на рис. 1-б схема имеет большие возможности, поскольку НС здесь выполняет не только функции вычисления коэффициентов усиления по сигналу ошибки e и интеграла от сигнала ошибки x , но и формирует инверсную модель работы дизель-генераторной установки.

В данном случае необходимо отметить, что для решения последней задачи следует выбирать структуру НС в классе динамических нейронных сетей, причем сложность этой структуры должна соотноситься со сложностью дизель-генераторной установки, в частности, и всей СЭУ морских автономных судов, в целом. Цель обучения НС - обеспечить соответствие (в идеале совпадение) переходных процессов $y(t)$ и $y_{EM}(t)$ [4].

Еще один перспективный вариант построения адаптивной системы показан на рис. 1 в. В отличие от схем, приведенных на рис. 1а и 1б, эталонная модель системы здесь присутствует только в неявном виде и задается с помощью коэффициента обратной связи τ . Действительно, уменьшая погрешность обучения НС до нуля, можно добиться выполнения условия:

$$\varepsilon(t) = \tau \cdot y(t) - \int e(t)dt \rightarrow 0$$

Аналогичное условие выполняется и для производной:

$$\varepsilon(t) = \tau \cdot y(t) - e(t) \rightarrow 0$$

откуда, учитывая выражение для сигнала ошибки:

$$e(t) = g(t) - y(t)$$

получаем окончательно решение:

$$\tau \cdot y(t) + y(t) = g(t)$$

Таким образом, величина коэффициента τ определяет желаемое время регулирования $t_{рег} = (3 \dots 4)\tau$ в случае обработки ступенчатого задающего воздействия $\Delta g(t)$.

Из минимизации погрешности обучения

следующего вида:

$$\varepsilon(t) = \tau_1 y(t) + \tau_2 y(t) - \int e(t)dt \rightarrow 0$$

получаем другое соотношение между выходом и входом системы:

$$\tau_1 y(t) + \tau_2 y(t) + y(t) = g(t),$$

которое соответствует эталонной модели второго порядка.

Итак, в существующей системе управления СЭУ морских автономных судов регулятор осуществляет постоянный контроль за работой дизеля. Оператор задает параметры работы дизельной установки через контроллер, который имеет несколько фиксированных позиций для обеспечения необходимой скорости движения.

В алгоритме интеллектуального управления предлагается использовать такие переменные:

- угол топливной рейки α ;
- величина изменения угла топливной рейки $\Delta\alpha$;
- частота вращения коленчатого вала n ;
- ток генератора A ;
- напряжение генератора V ;
- температура охлаждающей воды на входе в дизель T_{B1} ;
- температура охлаждающей воды на выходе из дизеля T_{B2} ;
- температура масла T_M ;
- температура окружающей среды T ;
- давление масла P_M ;
- скорость движения судна S_{out} ;
- заданная скорость движения судна S_{in} .

Выбранные переменные делятся на две категории:

1. Контрольные переменные - контролируют состояние дизель-генераторной установки

СЭУ и соотносят параметры с «матрицей критических состояний», и в случае превышения хоть одного из нормативно установленного допустимого уровня (T_{B1} , T_{B2} , T_M , P_M), работа установки немедленно должна быть остановлена.

2. Управляющие переменные - контролируют состояние агрегатов дизель-генераторной установкой СЭУ и ее состояние в целом. Анализируя их взаимодействие возможно применить оптимизацию работы установки при выполнении команд оператора (α , η , A , V , S_{out} , S_m).

Тогда, работа общего алгоритма интеллектуальной системы управления СЭУ в условиях эксплуатации морских автономных судов включает в себя следующие этапы:

1. Постоянная и независимая проверка контрольных переменных (T_{B1} , T_{B2} , T_M , P_M) – на предмет то, не превышают ли они допустимого уровня, а если хотя бы одна из них достигает значения выше установленной нормы, тогда дизель-генераторная установка СЭУ немедленно останавливается.

2. Проверка скорости движения судна S_{out} с заданной скоростью S_m - если имеет место совпадение, то через некоторое время проверка повторяется снова, а если нет, то включается нечеткая сеть нейронов.

3. Принятие решения нечеткой сетью нейронов об изменении момента вращения на колечком валу дизеля. А так как он напрямую зависит от угла наклона топливной рейки, то решение принимается по величине этого угла. Таким образом величина изменения угла оценивается согласно A , V , S_{out} , S_m , T .

4. Исполнительный механизм - изменяет угол топливной рейки на величину \pm .

5. Проверка скорости движения судна S_{out} с заданной скоростью S_m .

Резюмируя вышеизложенное, отметим, что в процессе проведенного исследования были проанализированы различные алгоритмы для создания интеллектуальной системы управления СЭУ в условиях эксплуатации морских автономных судов. Это позволило выявить их преимущества и недостатки. На основании полученных данных выбран наиболее оптимальный и эффективный инструмент – нейронные сети, с использованием которого разработан алгоритм структурного синтеза многорежимного НС-регулятора управления

работой дизель-генераторной установкой СЭУ при переходных процессах на всем диапазоне, с соблюдением принципа минимальной сложности и с учетом требований к астатизму, физической реализуемости, устойчивости и качеству переходных процессов.

На основании полученного алгоритма в дальнейшем, может быть создана экспертная система экспресс диагностики СЭУ, которая при возникновении сбоя в работе определенного элемента или в ходе появления процесса разбалансировки, немедленно предупредит оператора о причинах и укажет на наиболее вероятные узлы для ремонта.

Литература:

1. Титов А.В., Баракат Л., Лазовская О.Ю., Тактаров Г.А., Ковалев О.П. Оценка рисков эксплуатации безэкипажных судов // Морские интеллектуальные технологии.– 2019.– № 1-4 (43).– С. 11-23.
2. Амбросовский В.М., Казунин Д.В., Орлов А.П. Система управления автономных и дистанционно управляемых судов // Морской вестник.– 2019.– № 3 (71).– С. 87-90.
3. Tang, Ruoli Optimal operation of hybrid energy system for intelligent ship: An ultrahigh-dimensional model and control method // Energy: the international journal. 2020. Volume 211.
4. Machine learning paradigms: applications of learning and analytics in intelligent systems / George A. Tsihrintzis, Maria Virvou, Evangelos Sakkopoulos, Lakhmi C. Jain, editors. Cham: Springer, 2019. 287 p.

References

1. Titov A.V., Barakat L., Lazovskaya O.YU., Tak-tarov G.A., Kovalev O.P. Ocenka riskov eks-pluatacii bez-ekipaznyh sudov // Morskie in-tellektual'nye tekhnologii.– 2019.– № 1-4 (43).– S. 11-23.
2. Ambrosovskij V.M., Kazunin D.V., Orlov A.P. Sistema upravleniya avtonomnyh i distancion-no upravlyaemyh sudov // Morskoj vestnik.– 2019.– № 3 (71).– S. 87-90.
3. Tang, Ruoli Optimal operation of hybrid energy system for intelligent ship: An ultrahigh-dimensional model and control method // Energy: the international journal. 2020. Volume 211.
4. Machine learning paradigms: applications of learning and analytics in intelligent systems / George A. Tsihrintzis, Maria Virvou, Evangelos Sakkopoulos, Lakhmi C. Jain, editors. Cham: Springer, 2019. 287 p.