

УДК 621.436

doi: 10.18698/0536-1044-2023-5-90-100

## Разработка нейросетевого регулятора для дизеля

А.Г. Кузнецов<sup>1</sup>, С.В. Харитонов<sup>1</sup>, С.А. Каменских<sup>2</sup>

<sup>1</sup> МГТУ им. Н.Э. Баумана

<sup>2</sup> ООО «Терралинк Технолоджис»

## On the issue of developing the diesel engine neural network controller

A.G. Kuznetsov<sup>1</sup>, S.V. Kharitonov<sup>1</sup>, S.A. Kamenskikh<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Bauman Moscow State Technical University

<sup>2</sup> Terralink Technologies LLC

Рассмотрены вопросы применения нейронной сети в регуляторе тепловых двигателей с целью улучшения качества управления и удобства его настройки. Объектом исследования являлся регулятор частоты вращения перспективного тепловозного дизеля Д500. Сформулированы задачи разработки нейросетевого регулятора. Определены входные сигналы нейронной сети. Для ее настройки использован метод обучения с подкреплением, в рамках которого нейронная сеть взаимодействует с компьютерной моделью дизеля в замкнутой системе. В качестве критерия настройки нейронной сети выбрана точность выполнения программы управления. Назначена система наград, по которой осуществляется обучение нейронной сети. Исследование влияния структуры нейронной сети регулятора на качество работы системы управления позволило определить ее минимально возможный состав для решения поставленной задачи. Приведены результаты исследования в виде графиков изменения наград в процессе обучения для различных вариантов структуры нейронной сети регулятора и смоделированные переходные процессы системы управления во всем диапазоне частоты вращения дизеля.

**Ключевые слова:** дизельный двигатель, система автоматического управления, нейросетевой регулятор, структура нейронной сети, метод обучения сети

The paper considers issues of using a neural network in the thermal engine controller in order to improve the quality of its control and setting conveniences. The study object was a speed controller for the D500 promising locomotive diesel engine. Tasks for design and development of a neural network controller were formulated, and the network input signals were determined. To adjust the neural network, the reinforcement learning method was introduced, where it interacted with the diesel engine computer model in a closed system. The criterion in setting up the network was the accuracy of the control program execution. A system of rewards was assigned, according to which the network was learning. Based on the results of studying the neural network controller influence on the quality of the control system operation, the network minimum possible composition for solving the problem presented was determined. Study results are presented in the form of graphs of rewards alteration during the learning process for various options of the neural network controller structure, as well as the control system simulated transient processes over the entire range of the diesel engine speed.

**Keywords:** diesel engine, automatic control system, neural network controller, neural network, network structure, network learning method

На протяжении более ста лет для регулирования параметров технических устройств и технологических процессов успешно применяются пропорционально-интегрально-дифференциальные (ПИД) регуляторы и их модификации: пропорциональные, пропорционально-интегральные и пропорционально-дифференциальные.

Основная задача настройки (калибровки) таких регуляторов состоит в подборе числовых значений коэффициентов закона регулирования. Помимо этого необходимо определить ограничения на интегральную составляющую. В большинстве случаев калибровку регулятора выполняет человек, вследствие чего этот процесс носит субъективный характер и требует достаточной квалификации разработчика.

Также предлагаются методы автоматической настройки регуляторов с использованием компьютерных средств, т. е. методы машинного обучения как на стадии проектирования, так и непосредственно во время работы системы автоматического управления (САУ). Однако на практике эти методы не нашли широкого применения. При этом существует проблема обоснованной формализации процесса автоматического подбора ограничений на интегральную составляющую.

Построение современных регуляторов на базе электронных блоков с цифровыми вычислительными устройствами (контроллеров) открывает новые возможности по формированию и использованию нетрадиционных законов регулирования, применяемых далеко не полностью. В связи с этим требуются исследования по целесообразности и эффективности новых алгоритмов функционирования регуляторов для технических устройств.

Одним из успешно развивающихся современных компьютерных средств автоматизации анализа данных и принятия решений, что и составляет цель работы регулятора, является искусственный интеллект. Наиболее близко к системам управления направление искусственного интеллекта, связанное с нейронными сетями (НС). Принцип построения НС хорошо согласован с методом теории регулирования, основанным на передаче сигналов между элементами структурной схемы САУ с соответствующими преобразованиями сигналов в ее элементах.

Одним из достоинств регулятора, построенного на основе искусственной НС — нейросетевого регулятора (НСР), является адаптация САУ к изменению свойств (нелинейности и не-

стационарности) объекта управления при различных режимах его работы. В традиционном ПИД-регуляторе для этого требуется изменить значения коэффициентов закона регулирования при непосредственном функционировании САУ.

Другое достоинство НСР — его автоматизированная настройка методами машинного обучения, которые на сегодняшний день уже достаточно хорошо разработаны и ориентированы, в том числе на обучение НС. В отличие от ПИД-регулятора, содержащего три различных составляющих закона регулирования, НСР, хотя и содержит большее количество настроечных параметров, имеет однородную структуру. При настройке НС регулятора по единому выбранному способу обучения автоматически определяются числовые значения весовых коэффициентов, и не требуется отдельного алгоритма подбора ограничений на интегральную составляющую ПИД-закона регулирования.

Следует отметить, что под термином «регулятор» понимается алгоритм функционирования контроллера. При этом состав НСР (датчики, исполнительные устройства) может оставаться таким же, как и в традиционном регуляторе.

Целью разработки НСР не должна быть простая имитация и дублирование традиционного регулятора, основанного на принципе регулирования по отклонению. Применение НС имеет смысл, если она улучшит качество управления или обеспечит удобство настройки регулятора.

**Задачи и объект исследования.** Рассмотрены вопросы разработки НСР для теплового двигателя. Анализ аналогичных исследований [1–3] показал, что работы по созданию НСР для тепловых двигателей, в том числе и в нашей стране, находятся в начальной стадии и носят предварительный характер.

Так как внедрение НС в САУ тепловых двигателей может дать положительный эффект по улучшению качества процессов управления и вывести системы управления на новый качественный уровень, желательно проводить более глубокие и систематические исследования в данной области.

Разработка НСР проведена для перспективного дизельного двигателя (далее дизель) Д500 (ЧН26,5/31) производства ОАО «Коломенский завод» [4]. Рассмотрена двенадцатицилиндровая модификация дизеля, предназначенная для

использования в энергетической установке тепловоза с электрической передачей мощности, состоящей из генератора, выпрямителя и тяговых электродвигателей колесных пар.

Регулятор дизеля обеспечивает стабилизацию частоты вращения на фиксированных позициях контроллера машиниста (КМ), а регулятор генератора поддерживает соответствующие постоянные значения момента.

При разработке НСР должны быть решены следующие задачи:

- выбор входных сигналов и тип НС;
- выбор метода обучения НС и формирование исходных данных;
- подбор структуры и обучение НС;
- проверка работоспособности разработанного регулятора.

Особенность процесса разработки НСР заключается в том, что перечисленные задачи взаимосвязаны — так, структура НС может быть изменена в процессе ее обучения.

**Тип НС регулятора.** Разработку НС начинают с выбора входных и выходных сигналов. Входы и выход сети НСР частоты вращения дизеля показаны на рис. 1. На выходе НСР формируется регулирующее воздействие  $h$ , определяющее в топливной аппаратуре цикловую подачу топлива. На дизеле Д500 установлена топливная аппаратура с быстродействующими электромагнитными клапанами. Регулирующим воздействием является продолжительность срабатывания клапана.

Так как принципы построения регуляторов носят универсальный характер, рассмотрены варианты выбора входных сигналов НСР различных объектов управления, которые можно использовать и для дизеля. Входными сигналами традиционного регулятора, основанного на принципе регулирования по отклонению, являются управляющее воздействие  $u$  и регулируемый параметр  $y$ .

Аналогичный подход к выбору входных сигналов НСР использован в трудах [5–7]. В статье [8] входным сигналом регулятора яв-

лялось отклонение регулируемого параметра  $e = u - y$ , в работе [9] — управляющее воздействие. Управляющее воздействие, регулируемый параметр и отклонение взаимосвязаны, поэтому эквивалентными вариантами являются НСР, на входы которых поступают сигналы отклонения и управляющего воздействия или отклонения и регулируемого параметра.

САУ с повышенными требованиями к качеству регулирования оборудованы регуляторами с комбинацией принципов регулирования по отклонению и возмущению. Принцип регулирования по возмущению применяют для компенсации отклонений регулируемого параметра, вызванных изменениями основного возмущающего или управляющего воздействия. Принцип регулирования по отклонению обеспечивает универсальность САУ в смысле реакции на изменения остальных воздействий на систему.

Для дизеля регулируемый параметр  $y$  — частота вращения  $n$ , а управляющее воздействие  $u$  — позиция КМ, задающая требуемое значение (уставку) частоты вращения. В качестве основных входных сигналов НСР можно использовать управляющее воздействие  $u$ , регулируемый параметр  $n$  и его отклонение (ошибку регулирования)  $e = u - n$ , а также основное возмущающее воздействие, которым для дизеля является момент сопротивления потребителя энергии (в рассматриваемом случае — генератора). В зависимости от типа НС к перечисленным входным сигналам могут добавиться их производные.

Одним из входов НС регулятора должно быть отклонение регулируемого параметра  $e$ , так как по его значению оценивают качество процессов управления и регулирования. Для тепловозного дизеля основным внешним воздействием на САУ является изменение позиций КМ, поэтому в качестве второго входа НС принято управляющее воздействие  $u$ .

Момент сопротивления генератора как входной сигнал НС не использован, так как регулятор генератора на данной позиции КМ поддерживает его значение постоянным. При таком подходе информация о регулируемом параметре (частоте вращения) позволяет определять отклонение перед входом НС.

Наибольшее распространение в подобных разработках получили НС прямого распространения, где входные сигналы передаются в одном направлении от входа к выходу сети. Для

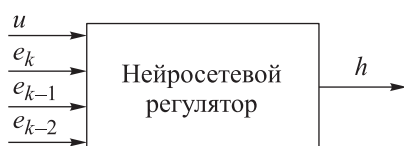


Рис. 1. Функциональная схема НСР частоты вращения дизеля

обеспечения НСР динамических свойств предлагается использовать и НС с обратными связями.

Однако тестовые попытки применения НС с обратными связями не дали положительного результата, поэтому НСР построен как НС прямого распространения. Возможно, требуется более тщательное изучение вопроса использования НС с обратными связями для построения НСР, но это — задача отдельного исследования.

Для обеспечения динамических свойств НСР на входы НС наряду с управляющим воздействием и отклонением на текущем  $k$ -м шаге расчета регулирующего воздействия, поступают значения отклонений на  $(k - 1)$ -м и  $(k - 2)$ -м шагах расчета, что в дискретной форме представления информации соответствует введению производных от отклонения. Таким образом, на вход НС регулятора поступают четыре сигнала:  $u$ ,  $e_k$ ,  $e_{k-1}$  и  $e_{k-2}$  (см. рис. 1).

В качестве функции активации выбран гиперболический тангенс, часто применяемый в НС регуляторов в аналогичных разработках. Целесообразность использования активационных функций другого типа в рамках данной работы не оценивалась.

**Метод обучения НС регулятора.** Для обучения НС необходимо сформировать массивы входных и выходных данных. Если НСР дублирует традиционный регулятор, то входные и выходные данные второго из них соответствуют таковым первого с настройками, при которых качество работы САУ удовлетворяет желаемым показателям. Однако, как отмечалось ранее, такая задача не рассматривалась.

Цель работы — не просто замена традиционного регулятора нейросетевым, а достижение лучшего качества регулирования.

Основным показателем качества работы САУ является точность выполнения заданной программы управления, для рассматриваемой системы — точность соответствия переходного процесса частоты вращения  $n(t)$  процессу изменения во времени  $t$  управляющего воздействия  $u(t)$  при переводе КМ в другую позицию. При таком подходе фактически нет процессов обучения, а его цель состоит в минимизации отклонения регулируемого параметра.

Идеальное решение поставленной задачи достигается применением инвариантных САУ. Однако теоретически разработанные на основе линейных моделей инвариантные САУ трудно

реализуемы на практике, особенно для такого нелинейного объекта, как дизель с турбонаддувом. Для НС нелинейность объекта не является препятствием.

При разработке НСР тепловозного дизеля поставлена задача достижения максимального приближения переходных процессов частоты вращения  $n(t)$  к требуемому изменению управляющего воздействия  $u(t)$  при изменении позиции КМ. Перевод КМ с одной позиции на другую при изменении управляющего воздействия  $u(t)$  осуществляется ступенчато, желаемые переходные процессы частоты вращения  $n(t)$  должны проходить как можно ближе к ступенчатым функциям  $u(t)$ .

Если для тепловозного дизеля поставлено условие ограничения заданной скорости изменения частоты вращения в переходных процессах — так называемый темп набора частоты вращения  $\Delta n = vt$  (где  $v$  — коэффициент, определяющий интенсивность ее изменения), то желаемые переходные процессы  $n(t)$  имеют вид кусочно-линейных функций, состоящих из двух участков: линейного с наклоном  $\Delta n = vt$  и постоянного со значением частоты вращения, соответствующей позиции КМ.

Метод обучения НС должен опираться на работу не одного регулятора, а всей САУ. Такому подходу в наилучшей степени соответствует предложенный в работе [10] метод обучения с подкреплением (рис. 2), который можно рассматривать как частный случай обучения с учи-



Рис. 2. Схема метода обучения НС с подкреплением

телем. В рамках этого метода в общем случае стратегия (обучаемая система) как часть агента взаимодействует с некоторой средой, образуя с ней замкнутую систему.

Агент содержит два компонента — стратегию (программную реализацию НС в контроллере) и алгоритм обучения. Система агент — среда является замкнутой с обратной связью, которую можно рассматривать как САУ. Тогда среда включает в себя компьютерные модели объекта регулирования (дизеля) и всех элементов НСР, кроме контроллера (датчиков и исполнительных устройств).

В схеме на рис. 2 приведены термины, используемые в методе обучения с подкреплением, в скобках — соответствующие функциональные элементы САУ для рассматриваемой задачи. По сути, при таком подходе НС проходит обучение в составе модели САУ.

Наблюдение — реакция среды на действие агента. В рассматриваемой задаче действием является выходной сигнал НСР, т. е. регулирующее воздействие на дизель как объект регулирования. Наблюдения представляют собой значения частоты вращения, из которых формируются сигналы, поступающие на входы НС: отклонения регулируемого параметра на текущем и двух предыдущих шагах расчета. Также на один из входов НС подается управляющее воздействие.

Эффективность и скорость настройки НС при таком методе обучения зависит от выбранной системы подкреплений, т. е. системы поощрений и штрафов — положительных и отрицательных наград, которые представляют собой условные единицы (у.е.), оценивающие качество работы НС. Критерием успешности обучения НС служит суммарная награда за переходный процесс. Алгоритм обучения изменяет параметры НС, стараясь максимизировать награду.

При обучении НС регулятора дизеля награда вычислялась как функция двух аргументов: ошибки регулирования  $e$  и показателя выхода частоты вращения за допустимые границы. При выходе за максимально допустимое значение  $n > 1300 \text{ мин}^{-1}$  или минимально допустимое значение  $n < 0 \text{ мин}^{-1}$  агент штрафовался на 100 у.е.

На каждом шаге агент получает награду за размер ошибки регулирования, представленную в таблице, где видно, что с уменьшением второй величины первая существенно возрастает. Это необходимо для достижения высокой точности САУ и исключения статической

**Вычисление награды**

Ошибка регулирования $e_k$ , $\text{мин}^{-1}$	Награда, у.е.
$e_k > 10$	-1
$1 < e_k < 10$	0
$0,1 < e_k < 1$	6
$e_k < 0,1$	16

ошибки, так как в НСР отсутствует интегральная составляющая.

Награды, полученные на каждом временном шаге, суммируются за весь переходный процесс. Изменение параметров НС после каждого процесса обучения осуществляется алгоритмом обучения по критерию максимизации суммарной награды.

Для качественной работы НСР во всех режимах функционирования САУ дизеля при обучении НС желательно использовать весь возможный диапазон управляющего воздействия. Для дизеля Д500 диапазон частоты вращения составляет  $300 \dots 1000 \text{ мин}^{-1}$ . Обычно, КМ магистрального тепловоза имеет 16 позиций. При обучении НС регулятора нет необходимости тестировать каждую позицию КМ, поэтому использовано более крупное деление диапазона частот вращения на пять ступеней.

**Результаты исследования.** Обучение НС проводилось в программном комплексе MATLAB/Simulink. В качестве среды применена разработанная ранее компьютерная модель дизеля [11, 12]. Существенные нелинейные и замедляющие свойства вносят в модель характеристики турбокомпрессора системы наддува. Среда также содержит программную реализацию алгоритма вычисления наград. Процесс обучения включал в себя два этапа — предварительное обучение для выбора структуры НС и окончательное обучение для уточнения параметров НС.

На этапе предварительного обучения исследовано влияние структуры НС регулятора на качество работы САУ. Обучение происходило на переходном процессе частоты вращения при увеличении уставки с 300 на  $400 \text{ мин}^{-1}$  (длительность моделирования — 20 с).

Первый вариант структуры НС выбран с учетом того, что возможность нейросетевой аппроксимации произвольной функции доказана только для НС с не менее чем двумя слоями нелинейных нейронов (один скрытый слой)

с функциями активации типа сигмоидального или гиперболического тангенса [13–15].

В НС прямого распространения рекомендовано выбирать количество нейронов в первом скрытом слое в 1–5 раз больше количества вхо-

дов НС. Сначала была исследована наиболее простая структура НС, предположительно достаточная для решения нелинейных задач.

Первый вариант структуры НС состоял из двух полносвязных слоев, первый из которых

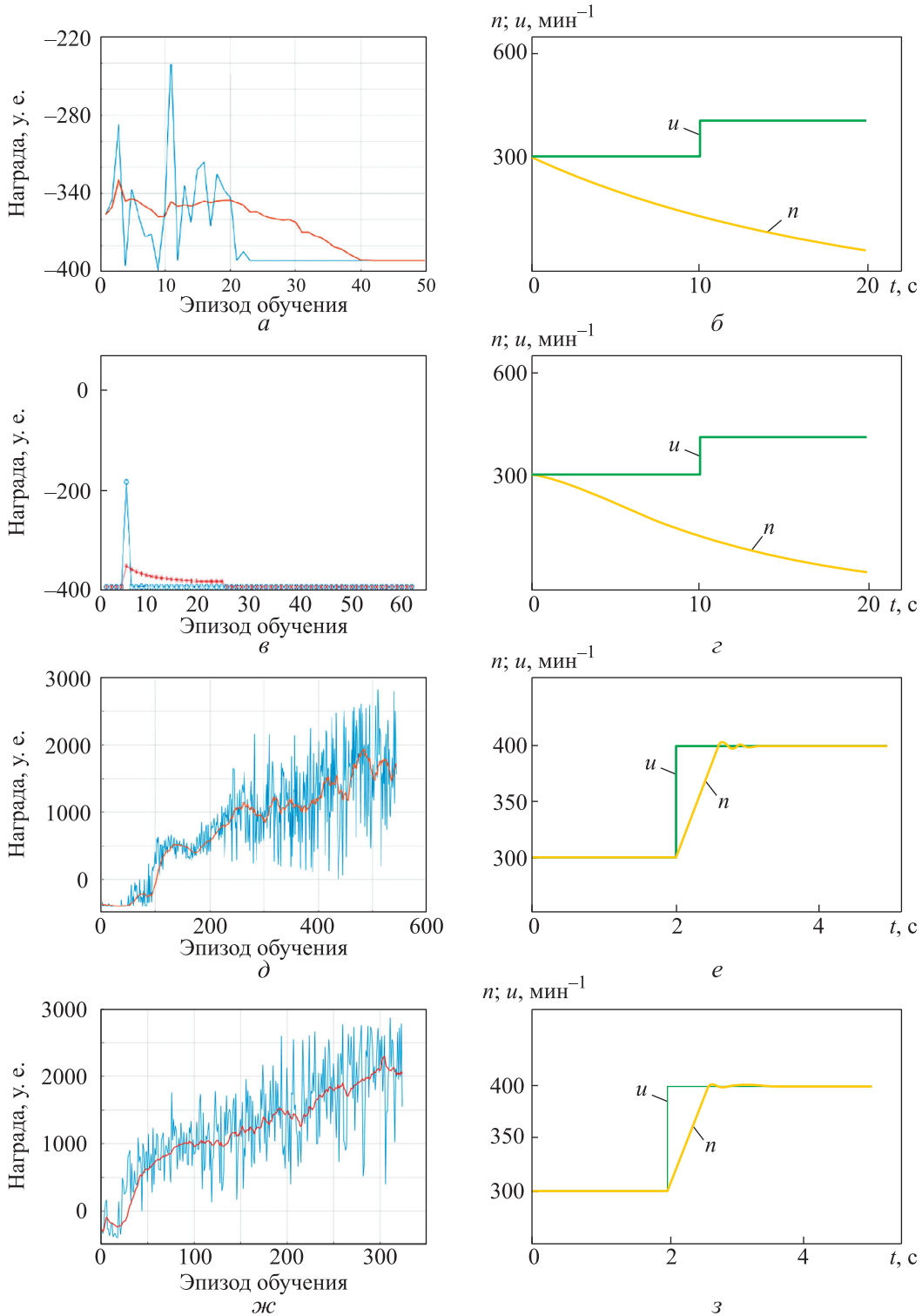


Рис. 3. Результаты обучения НС (а, в, д, ж) и переходные процессы (б, г, е, з) для первой (а, б), второй (в, г), третьей (д, е) и четвертой (ж, з) структур НС при изменении уставки с 300 на 400 мин<sup>-1</sup>:

— суммарная награда за эпизод обучения; — средняя награда, характеризующая весь процесс обучения



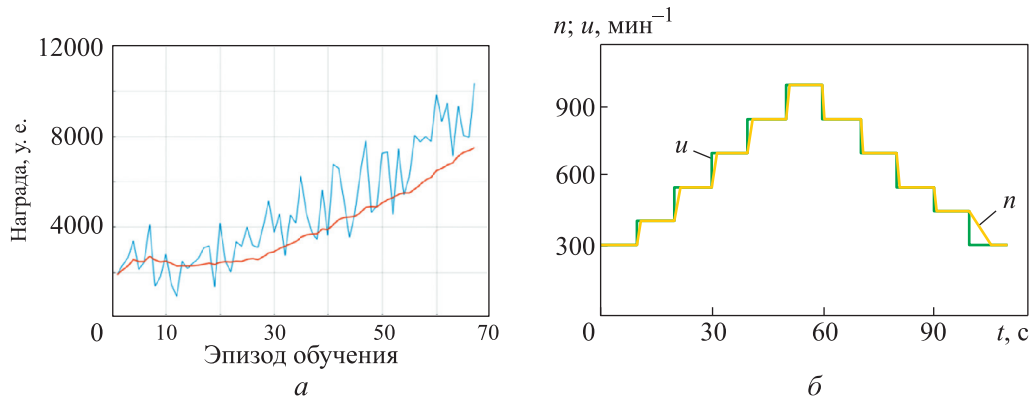


Рис. 4. Результаты обучения (а) и комплексный переходный процесс (б) для НС четвертого варианта структуры во всем диапазоне уставки:  
 — суммарная награда за эпизод обучения;  
 — средняя награда, характеризующая весь процесс обучения

содержал 10 нейронов, второй — 5. Результаты обучения такой НС показаны на рис. 3, а в виде изменения награды в процессе обучения, а переходный процесс  $n(t)$  — на рис. 3, б. После начала обучения частота вращения сразу уходит с исходного установившегося режима даже без изменения уставки.

Анализ данных, приведенных на рис. 3, а и б, позволяет сделать вывод о невозможности аппроксимации задачи нелинейного регулирования дизеля нейросетью с первым вариантом структуры.

Второй вариант структуры НС имел два полносвязных слоя, первый из которых содержал 15 нейронов, второй — 10. Результаты обучения этой НС приведены на рис. 3, в, а соответствующий переходный процесс — на рис. 3, г. Здесь видно, что увеличение количества нейронов в слоях НС не привело к успеху. Двух слоев НС даже с большим количеством нейронов недостаточно для решения поставленной задачи.

Третий вариант структуры НС состоял из трех полносвязных слоев, первый из которых содержал 5 нейронов, второй — 4, третий — 3. Результаты обучения такой НС показаны на рис. 3, д, а переходный процесс для нее — на рис. 3, е. Анализ графиков показывает, что НС с третьей структурой аппроксимировала задачу нелинейного регулирования для дизеля. Статическая ошибка регулирования находится в пределах  $1 \text{ мин}^{-1}$ .

Четвертый вариант структуры НС имел три полносвязных слоя, первый из которых содержал 15 нейронов, второй — 10, третий — 5. Результаты обучения данной НС приведены на

рис. 3, ж, а переходный процесс для нее — на рис. 3, з.

Такую НС можно использовать как алгоритм работы НСР частоты вращения дизеля с достаточно хорошим качеством переходного процесса при изменении уставки с  $300$  на  $400 \text{ мин}^{-1}$ . Процесс протекает с незначительными колебаниями, почти без перерегулирования. Статическая ошибка колеблется в пределах  $1 \text{ мин}^{-1}$ .

Для проверки пригодности НС с четвертым вариантом структуры во всем диапазоне уставки

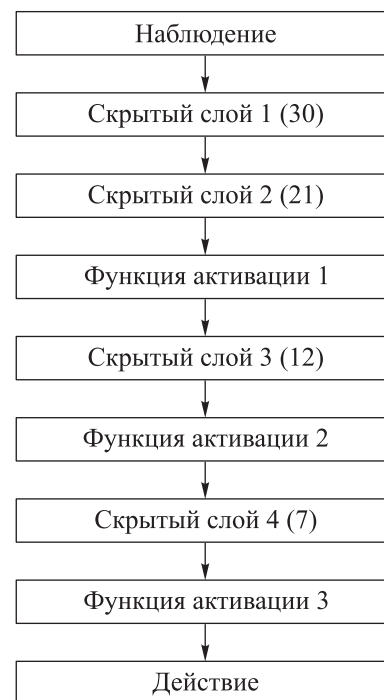


Рис. 5. Окончательный вариант структуры НС регулятора

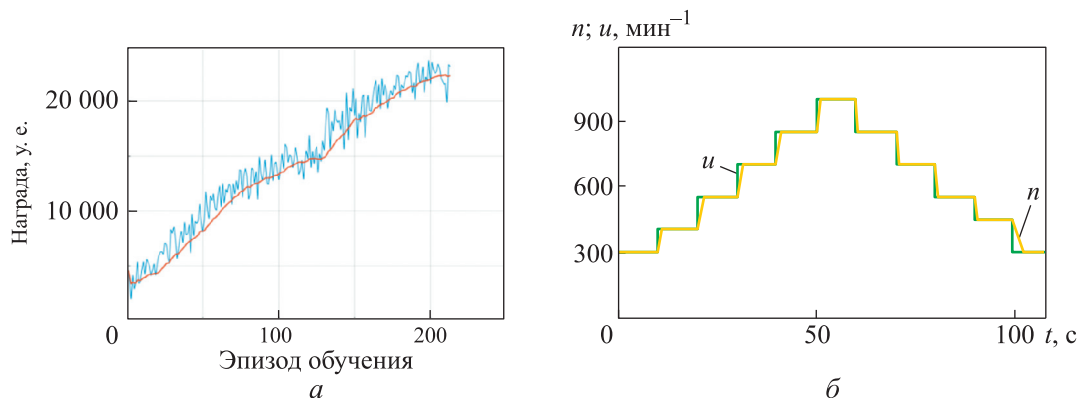


Рис. 6. Результаты обучения НС с окончательным вариантом структуры (а) и переходный процесс САУ с НСР (б):  
 — суммарная награда за эпизод обучения; — средняя награда, характеризующая весь процесс обучения

проведено обучение НС (и одновременно тестирование) при увеличении и уменьшении уставки в следующей последовательности, мин<sup>-1</sup>: 300 — 400 — 550 — 700 — 850 — 1000 — 850 — 700 — 550 — 400 — 300.

Время переходного процесса одного изменения уставки составляло 10 с, полное время комплексного переходного процесса для всех изменений уставок — 110 с. Качество обучения НС с четвертым вариантом структуры проиллюстрировано на рис. 4, а, а комплексный переходный процесс, — на рис. 4, б. Здесь видно, что регулятор с такой НС обеспечивает высокие динамические свойства САУ во всем диапазоне уставки, но при ее увеличении с 850 до 1000 мин<sup>-1</sup> возникает статическая ошибка в конечном установившемся режиме.

Для НСР наличие статической ошибки является проблемой, так как он не содержит интегральной составляющей закона регулирования. Для устранения возникшей проблемы проведение дальнейшее усложнение структуры НС.

После обучения и тестирования нескольких вариантов структуры НС при той же последовательности изменения уставки выбран окончательный вариант структуры НС с четырьмя полносвязными слоями (рис. 5), первый из которых содержал 30 нейронов, второй — 21, третий — 12, четвертый — 7. Между первым и вторым слоями отсутствовала функция активации.

Результаты обучения НС с указанной структурой приведены на рис. 6, а. Полученный переходный процесс САУ с НСР (рис. 6, б) свидетельствует о высоком качестве регулирования частоты вращения (максимальное перерегули-

рование 0,2 %) и отсутствии статических ошибок при всех установившихся режимах.

## Выводы

1. Показано, что целью разработки НСР для тепловых двигателей на основе НС должно быть не простое дублирование традиционных регуляторов, а достижение лучшего качества управления и настройки контроллера.

2. Структуру и параметры НС регулятора следует определять по критерию точности выполнения программы управления. Поэтому для настройки НС целесообразно использовать метод обучения с подкреплением, в рамках которого НС взаимодействует с компьютерной моделью дизеля, образуя с ней замкнутую систему управления. Эффективность и скорость настройки НС определяются выбранной системой подкреплений.

3. Число слоев НС регулятора для решения задачи нелинейного регулирования дизелем должно быть не меньше трех. Для НСР частоты вращения тепловозного дизеля Д500 наилучшие результаты имела НС с четырьмя полносвязными слоями, первый из которых содержал 30 нейронов, второй — 21, третий — 12, четвертый — 7. Между первым и вторым слоями отсутствует функция активации.

4. Моделирование переходных процессов системы управления дизелем Д500 во всем диапазоне частот вращения показало, что использование НСР обеспечивает высокое качество регулирования: максимальное перерегулирование составило 0,2 % при отсутствии статических ошибок в установившихся режимах.



## Литература

- [1] Кобяков Д., Хватов О. Моделирование переходных процессов дизель-генераторной установки переменной частоты вращения на базе активного выпрямителя напряжения. *Вестник Астраханского государственного технического университета. Сер. Морская техника и технология*, 2019, № 3, с. 94–104, doi: <https://doi.org/10.24143/2073-1574-2019-3-94-104>
- [2] Ouladsine M.B., Gérard D.X. Neural modelling and control of a Diesel engine with pollution constraints. *J. Intell. Robot. Syst.*, 2005, vol. 41, no. 2–3, pp. 157–171, doi: <https://doi.org/10.1007/s10846-005-3806-y>
- [3] Палагута К.А., Чиркин С.Ю., Кузнецов А.В. Синтез системы управления двигателем внутреннего сгорания с использованием гибридных и нейронных сетей. *Машиностроение и инженерное образование*, 2009, № 4, с. 59–66.
- [4] Рыжов В.А. Отечественные двигатели нового поколения Д500. *Новый оборонный заказ. Стратегии*, 2015, № 5, с. 40–41.
- [5] Воронов К.Е., Григорьев Д.П., Телегин А.М. Применение нейронной сети прямого распространения для локализации места удара микрочастиц о поверхность космического аппарата. *Труды МАИ*, 2021, № 118, doi: <https://doi.org/10.34759/trd-2021-118-10>
- [6] Федотов М.В., Клименко Ю.И., Шарапов А.Л. и др. Оценка и прогноз изменения вязкости дизельного масла с использованием нейросетевых моделей. *Железнодорожный транспорт*, 2022, № 7, с. 39–42.
- [7] Федотов М.В., Грачев В.В. Предиктивная аналитика технического состояния систем тепловозов с использованием нейросетевых прогнозных моделей. *Бюллетень результатов научных исследований*, 2021, № 3, с. 102–114, doi: <https://doi.org/10.20295/2223-9987-2021-3-102-114>
- [8] Величко Е.П., Соколичик П.Ю. Применение нейросетевого регулятора в системах позиционного регулирования. *Вестник ПНИПУ. Химическая технология и биотехнология*, 2015, № 2, с. 7–20.
- [9] Лысенко Д.С. Интеллектуальная система адаптации типовых законов автоматического регулирования с функцией идентификации структуры и параметров объекта. *Вестник Самарского государственного технического университета. Сер. Технические науки*, 2022, т. 30, № 1, с. 46–62, doi: <https://doi.org/10.14498/tech.2022.1.3>
- [10] Ecoffet A., Huizinga J., Lehman J.J. et al. First return, then explore. *Nature*, 2021, vol. 590, art. 7847, doi: <https://doi.org/10.1038/s41586-020-03157-9>
- [11] Кузнецов А.Г., Харитонов С.В. Исследование работы дизеля по тепловозной характеристике. *Известия высших учебных заведений. Машиностроение*, 2017, № 12, с. 11–19, doi: <https://doi.org/10.18698/0536-1044-2017-12-11-19>
- [12] Kuznetsov A.G., Kharitonov S.V., Vornychyev D.S. A mathematical model of a diesel engine for simulation modelling of the control system. *GJPAM*, 2016, vol. 12, no. 1, pp. 213–228.
- [13] Sharma S., Athaiya A. Activation functions in neural networks. *IJEAST*, 2020, vol. 4, no. 12, pp. 310–316, doi: <https://doi.org/10.33564/IJEAST.2020.v04i12.054>
- [14] Feng J., Lu S. Performance analysis of various activation functions in artificial neural networks. *J. Phys.: Conf. Ser.*, 2019, vol. 1237, art. 022030, doi: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1237/2/022030>
- [15] Малышев А.Н., Данилов Е.А. Обзор некоторых активационных функции математического нейрона. *Научное обозрение. Педагогические науки*, 2019, № 3–2, с. 39–43.

## References

- [1] Kobayakov D., Khvatov O. Modeling transient processes of diesel-generator set with variable rotation frequency on the basis of active voltage rectifier. *Vestnik Astrakhanskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Ser. Morskaya tekhnika i tekhnologiya*

- [Vestnik of Astrakhan State Technical University. Ser. Marine Engineering and Technologies], 2019, no. 3, pp. 94–104, doi: <https://doi.org/10.24143/2073-1574-2019-3-94-104> (in Russ.).
- [2] Ouladsine M.B., Gérard D.X. Neural modelling and control of a Diesel engine with pollution constraints. *J. Intell. Robot. Syst.*, 2005, vol. 41, no. 2–3, pp. 157–171, doi: <https://doi.org/10.1007/s10846-005-3806-y>
- [3] Palaguta K.A., Chirkin S.Yu., Kuznetsov A.V. Synthesis of systems for internal combustion engine control using hybrid and neural networks. *Mashinostroenie i inzhenernoe obrazovanie*, 2009, no. 4, pp. 59–66. (In Russ.).
- [4] Ryzhov V.A. Native engines of D500 new generation. *Novyy oboronnyy zakaz. Strategii* [New Defense Order Strategy], 2015, no. 5, pp. 40–41. (In Russ.).
- [5] Voronov K.E., Grigoryev D.P., Telegin A.M. Application of the direct propagation neural network for localization of the impact site of microparticles on the surface of the spacecraft. *Trudy MAI*, 2021, no. 118, doi: <https://doi.org/10.34759/trd-2021-118-10> (in Russ.).
- [6] Fedotov M.V., Klimenko Yu.I., Sharapov A.L. et al. Assessment and prediction of changes in diesel oil viscosity using neural network models. *Zheleznodorozhnyy transport*, 2022, no. 7, pp. 39–42. (In Russ.).
- [7] Fedotov M.V., Grachev V.V. Predictive analytics of the technical condition of diesel locomotive systems using neural network predictive models. *Byulleten rezultatov nauchnykh issledovaniy* [Bulletin of Scientific Research Results], 2021, no. 3, pp. 102–114, doi: <https://doi.org/10.20295/2223-9987-2021-3-102-114> (in Russ.).
- [8] Velichko E.P., Sokolchik P.Yu. Neural network controllers in the system position control. *Vestnik PNIPU. Khimicheskaya tekhnologiya i biotekhnologiya* [PNRPU Bulletin. Chemical Technology and Biotechnology], 2015, no. 2, pp. 7–20. (In Russ.).
- [9] Lysenko D.S. Intelligent system of adaptation typical laws automatic regulation with the function of identification structure and parameters object. *Vestnik Samarskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Ser. Tekhnicheskie nauki* [Vestnik of Samara State Technical University. Technical Sciences Series], 2022, vol. 30, no. 1, pp. 46–62, doi: <https://doi.org/10.14498/tech.2022.1.3> (in Russ.).
- [10] Ecoffet A., Huizinga J., Lehman J.J. et al. First return, then explore. *Nature*, 2021, vol. 590, art. 7847, doi: <https://doi.org/10.1038/s41586-020-03157-9>
- [11] Kuznetsov A.G., Kharitonov S.V. A study of diesel engine operation with the focus on locomotive characteristics. *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedeniy. Mashinostroenie* [BMSTU Journal of Mechanical Engineering], 2017, no. 12, pp. 11–19, doi: <https://doi.org/10.18698/0536-1044-2017-12-11-19> (in Russ.).
- [12] Kuznetsov A.G., Kharitonov S.V., Vornychyev D.S. A mathematical model of a diesel engine for simulation modelling of the control system. *GJPAM*, 2016, vol. 12, no. 1, pp. 213–228.
- [13] Sharma S., Athaiya A. Activation functions in neural networks. *IJEAST*, 2020, vol. 4, no. 12, pp. 310–316, doi: <https://doi.org/10.33564/IJEAST.2020.v04i12.054>
- [14] Feng J., Lu S. Performance analysis of various activation functions in artificial neural networks. *J. Phys.: Conf. Ser.*, 2019, vol. 1237, art. 022030, doi: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1237/2/022030>
- [15] Malyshev A.N., Danilov E.A. Overview of some activation features math neuron. *Nauchnoe obozrenie. Pedagogicheskie nauki* [Scientific Review. Pedagogical Science], 2019, no. 3–2, pp. 39–43. (In Russ.).

Статья поступила в редакцию 27.11.2022

## Информация об авторах

**КУЗНЕЦОВ Александр Гаврилович** — доктор технических наук, профессор кафедры «Теплофизика». МГТУ им. Н.Э. Баумана (105005, Москва, Российская Федерация, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1, e-mail: kuzag441@mail.ru).

**ХАРИТОНОВ Сергей Викторович** — кандидат технических наук, доцент кафедры «Теплофизика». МГТУ им. Н.Э. Баумана (105005, Москва, Российская Федерация, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1, e-mail: kharit@bmstu.ru).

**КАМЕНСКИХ Степан Андреевич** — инженер. ООО «Терралинк Технолоджис» (115088, Москва, Российская Федерация, 2-й Южнопортовый пр-д, д. 33, стр. 1, e-mail: kamenskikh@student.bmstu.ru).

## Information about the authors

**KUZNETSOV Aleksandr Gavriilovich** — Doctor of Science (Eng.), Professor, Thermal Physics Department. Bauman Moscow State Technical University (105005, Moscow, Russian Federation, 2<sup>nd</sup> Baumanskaya St., Bldg. 5, Block 1, e-mail: kuzag441@mail.ru).

**KHARITONOV Sergei Viktorovich** — Candidate of Science (Eng.), Associate Professor, Thermal Physics Department. Bauman Moscow State Technical University (105005, Moscow, Russian Federation, 2<sup>nd</sup> Baumanskaya St., Bldg. 5, Block 1, e-mail: kharit@bmstu.ru).

**KAMENSKIKH Stepan Andreevich** — Engineer. Terralink Technologies LLC (115088, Moscow, Russian Federation, 2<sup>nd</sup> Yuzhnoportovy pr-d, Bldg. 33, Block 1, e-mail: kamenskikh@student.bmstu.ru).

### Просьба ссылаться на эту статью следующим образом:

Кузнецов А.Г., Харитонов С.В., Каменских С.А. Разработка нейросетевого регулятора для дизеля. *Известия высших учебных заведений. Машиностроение*, 2023, № 5, с. 90–100, doi: 10.18698/0536-1044-2023-5-90-100

### Please cite this article in English as:

Kuznetsov A.G., Kharitonov S.V., Kamenskikh S.A. On the issue of developing the diesel engine neural network controller. *BMSTU Journal of Mechanical Engineering*, 2023, no. 5, pp. 90–100, doi: 10.18698/0536-1044-2023-5-90-100



## Издательство МГТУ им. Н.Э. Баумана предлагает читателям монографию

### «Стеновые технологии: рынок, история, организация производства»

**Авторы: М.А. Масленников, Е.С. Ермолаев**

В настоящей книге речь пойдет об истории развития эндоваскулярной хирургии и технологии производства стентов, начиная с постановки научно-технической задачи, и заканчивая юридическими тонкостями организации всего процесса. Впервые будут продемонстрированы этапы проектирования и оптимизации конструкции, создание заготовок, изготовления и обработки заготовок и контроль качества по современным стандартам на примере сосудистого стента, разработанного группой отечественных ученых, инженеров и практикующих врачей-хирургов.

Книга будет интересна инженерам, врачам, студентам и ординаторам, желающим познакомиться с основными принципами современного производства медицинских изделий.

### По вопросам приобретения обращайтесь:

105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1.  
Тел.: +7 499 263-60-45, факс: +7 499 261-45-97;  
press@bmstu.ru; <https://bmstu.press>