

Постройка ПИД-регулятора с использованием нейронных сетей

Р. А. Жилов

Институт прикладной математики и автоматизации –
филиал Кабардино-Балкарского научного центра Российской академии наук
360000, Россия, Нальчик, ул. Шортанова, 89 А

Аннотация. В работе рассматривается применение нейронных сетей для настройки ПИД-регулятора. Необходимость использования методов машинного обучения для настройки регуляторов проистекает из сложности и длительности такой настройки человеком. Под каждый объект управления специалисту приходится настраивать коэффициенты ПИД-регулятора, а в динамических системах еще и перенастраивать их. Также в работе предполагается использование гибридных систем нейроуправления и гибридных нейронных сетей для имитации работы самого ПИД-регулятора. Рекуррентные нейронные сети – это мощный класс моделей, которые хорошо подходят для моделирования нелинейных систем. Одним из основных применений таких нейронных сетей является система управления. Достаточно хорошо обученная рекуррентная нейронная сеть может имитировать работу ПИД-регулятора. Преимуществами такого рода регулятора являются более четкое обучение в условиях лишь достаточно полной обучающей выборки и необязательность дальнейшей подстройки экспертом. Также замена системы ПИД-регулятор и нейромодуль на гибридную нейронную сеть, выполняющую полную работу данной системы, упрощает ее.

Ключевые слова: гибридные нейронные сети, ПИД-регулятор, нейроуправление, рекуррентные нейронные сети

Поступила 27.09.2022, одобрена после рецензирования 04.10.2022, принята к публикации 11.10.2022

Для цитирования. Жилов Р. А. Постройка ПИД-регулятора с использованием нейронных сетей // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. 2022. № 5 (109). С. 38–47. DOI: 10.35330/1991-6639-2022-5-109-38-47

MSC: 68T27

Original article

Building a PID controller using neural networks

R.A. Zhilov

Institute of Applied Mathematics and Automation –
branch of Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences
360000, Russia, Nalchik, 89 A Shortanov street

Abstract. The paper considers the use of neural networks to tune the PID controller. The need to use machine learning methods for tuning regulators stems from the complexity and duration of such tuning by a human. For each control object, a specialist has to adjust the PID controller coefficients, and in dynamic systems, they also have to be reconfigured. Also, the work assumes the use of hybrid neurocontrol systems and hybrid neural networks to simulate the operation of the PID controller itself. Recurrent neural networks are a powerful class of models that are well suited for modeling non-linear systems. One of the main applications of such neural networks is the control system. A sufficiently well trained recurrent neural network can simulate the operation of a PID controller. The advantage of this kind of controller is more accurate learning in conditions of only a fairly complete training set and the need for further adjustment by an expert. Also, replacing the PID controller system and the neuromodule with a hybrid neural network that performs the full work of this system simplifies it.

Key words: hybrid neural networks, PID controller, neurocontrol, recurrent neural networks

Submitted 27.09.2022,

approved after reviewing 04.10.2022,

accepted for publication 11.10.2022

For citation. Zhilov R.A. Building a PID controller using neural networks. *News of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of RAS*. 2022. No. 5 (109). Pp. 38–47. DOI: 10.35330/1991-6639-2022-5-109-38-47

ВВЕДЕНИЕ

Искусственные нейронные сети (ИНС) в современном мире применяются в огромном количестве областей задач. Сегодня важным становится использование ИНС в задачах автоматического управления различных типов [1–4].

Однако надо отметить, что использование нейронных сетей для решения задач автоматического управления исследовано мало.

Залогом того, что ПИД-регуляторы стали активно использоваться в управленческих задачах, явились простота их конструкции, несложный математический аппарат и небольшая цена.

Первыми регуляторами, получившими широкое распространение, были регуляторы прямого действия. Благодаря исключительной простоте конструкции и безотказности в работе регуляторы прямого действия до сих пор очень широко применяются для регулирования угловой скорости вращающихся частей машин, уровня жидкостей в различных емкостях и давления газа в газопроводах и газохранилищах.

Такие регуляторы являются статическими. Если такой регулятор отсоединить от регулирующего органа и изменить значение подводимого к нему регулируемого параметра, то будет меняться и равновесное положение исполнительного устройства, отсоединенного от регулирующего органа.

При таких регуляторах неизбежна статистическая ошибка. При разных нагрузках на регулируемый объект равновесие достигается при разных значениях регулируемого параметра. Для получения автоматического прямого регулирования надо так выполнить регулятор, чтобы его чувствительный элемент находился в безразличном равновесии при каком-либо вполне определенном значении регулируемого параметра, не имея равновесий при иных значениях параметра.

В статических регуляторах прямого действия каждому положению «стрелки» чувствительного элемента однозначно соответствует вполне определенное положение регулирующего органа. В отличие от них в астатических регуляторах положение «стрелки» чувствительного элемента определяет не положение регулирующего органа, а скорость перемещения его.

Введение усилителей позволяет применять высококачественные измерительные устройства с малыми движущимися массами, развивающие малые усилия. Но при этом введение астатического усилителя ликвидирует однозначную связь между положением «стрелки» чувствительного элемента и регулирующего органа, а это способствует нарушению устойчивости.

Сохранить усилитель и при этом восстановить однозначное соответствие между положением регулирующего элемента и «стрелкой» чувствительного элемента позволило изобретение обратной связи. С этим изобретением, по существу, связано появление современной техники регулирования.

ПИД-регулятором называется устройство, которое применяется при решении задач управления и которое имеет звено обратной связи. Такие регуляторы применяются для создания сигнала управления в автоматических системах.

Выходным сигналом управления ПИД-регулятора является сумма трех составляющих: первая пропорциональна величине сигнала рассогласования, вторая – интегралу сигнала рассогласования, третья – его производной. Если какой-то из этих трех компонентов не включен в процесс сложения, то регулятор будет уже не ПИД, а просто пропорциональным, пропорционально-дифференцирующим или пропорционально-интегрирующим.

Основная формула для настройки регулятора выглядит следующим образом:

$$u(t) = K_p \left(e(t) + K_{ip} \int_0^t e(\tau) d\tau + K_{dp} \frac{de}{dt} \right).$$

Независимо от того, что ПИД-регуляторы сильно распространены, нет определенного метода для подбора коэффициентов. Когда мы моделируем работу регулятора с объектом управления, мы часто не учитываем особенности реальных условий. Также для каждой конкретной задачи управления необходимо подбирать свои коэффициенты к регулятору.

Реально работающие ПИД-регуляторы всегда имеют ограничение рабочего диапазона снизу и сверху, это принципиально объясняет их нелинейность. Настройка поэтому практически всегда и везде производится экспериментальным путем, когда объект управления подключен к системе управления.

Использование ИНС в ПИД-регуляторах бывает для построения самого регулятора и для построения блока настройки его коэффициентов. Преимуществом ИНС является то, что они могут обучаться. Регулятор с использованием ИНС идентичен регулятору с табличным управлением, но различаются методы настройки («обучения»).

Все вышесказанное говорит о том, что исследования в данной области являются актуальными и необходимыми.

АВТОМАТИЧЕСКОЕ УПРАВЛЕНИЕ ИСКУССТВЕННЫМИ НЕЙРОННЫМИ СЕТЯМИ

Важной задачей применения ИНС являются системы автоматического управления (АУ). Существует уже достаточно много методов управления с применением ИНС. Эти методы называют методами нейроуправления. Наиболее распространенные методы нейросетевого управления: подражающее управление, инверсное нейроуправление, прогнозирующее модельное нейроуправление, многомодульное нейроуправление и гибридное нейроуправление [5–11].

Системы АУ классифицируются по различным признакам:

1. По характеру изменения выходной величины:

- системы автоматического регулирования (САР, стабилизации) – системы, в которых выходная величина поддерживается на постоянном уровне, определенном заранее;
- следящие системы – это системы, в которых выходная величина изменяется в соответствии с заранее неизвестной функцией, определяемой заданием;
- программные системы – это системы, в которых выходная величина изменяется в соответствии с программой, определяемой заданием;
- экстремальные системы – это системы, в которых выходная величина поддерживается на уровне некоторого экстремума;
- оптимальные системы – это системы, в которых выход таков, что некоторый показатель наилучший в определенном смысле.

2. По принципу управления:

- системы с управлением по отклонению – системы, в которых управляющее воздействие вырабатывается в функции разности задающего и возмущающего воздействия. Этот принцип используется в замкнутых системах управления;

- системы с управлением по возмущению – системы, в которых управляющее воздействие вырабатывается в функции задающего или возмущающего воздействия. Этот принцип управления чаще всего используется в разомкнутых системах;

- системы с комбинированным управлением – системы, в которых сочетается первый и второй принципы управления.

По характеру изменения сигналов: непрерывные, дискретные.

По числу регулируемых величин: одномерные, многомерные.

Существующие методы настройки коэффициентов ПИД-регулятора разделяются на точные и приближенные. Точные – это методы, которые пользуются математическим аппаратом для вычисления коэффициентов. Приближенные – это методы, которые используют для вычисления коэффициентов эмпирические формулы. Точные методы можно условно разделить на поисковые и беспойсковые. Поисковые методы проводят итерационный поиск оптимума. Беспойсковые аппроксимируют имеющиеся зависимости между входом и выходом [12].

Одним из возможных методов решения задач интеллектуального управления исследователи выделяют аппарат нейронных сетей ввиду того, что нейронные сети нелинейны и способны обучаться. Применение ИНС добавляет возможность адаптивности системам управления. Одной из таких систем является предложенная Сигеру Омату схема нейросетевой настройки ПИД-регулятора. Преимущество такого решения – надстроечная система адаптации. Это неплохо облегчает внедрение в существующие контуры управления с учетом нелинейности ОУ.

Кратко рассмотрим наиболее распространенные методы нейросетевого управления [13–20].

Подражающее нейроуправление. Основным компонентом такого нейроуправления будет нейронная сеть, которая обучена по принципу обучения с учителем, где учителем является эталонный регулятор. Обучающая выборка подбирается из значения регулятора, который уже работает. Такое нейроуправление является одним из самых простых. Большой недостаток – это требование уже настроенного регулятора для обучения. Также такой регулятор не сможет работать лучше эталонного регулятора.

Инверсное нейроуправление. Этот метод подразумевает обучение НС на основе данных, полученных с объекта управления. В качестве входного сигнала объекта управления и выходного значения обучающей выборки для нейронной сети используется некоторый случайный процесс. Основным недостатком такого нейроуправления – это сложность в составлении обучающей выборки. Достоинством метода является отсутствие необходимости в математической модели объекта.

Прогнозирующее модельное нейроуправление. Данный метод основан на минимизации функционала стоимости интегральной ошибки, которая вычисляется на несколько тактов вперед. Минусом данного метода является невозможность его применения в системах с высокой частотой дискретизации, т.к. оптимизационный алгоритм за один такт не будет успевать находить оптимальное управляющее воздействие.

Многомодульное нейроуправление на основе пар прямых и инверсных моделей. Многомодульные нейросистемы построены по принципу комитетов экспертов, т.е. состоят из отдельных модулей, каждый из которых решает свою отдельную подзадачу в общей задаче. Итоговое управляющее воздействие складывается из совокупности управляющих значений отдельных модулей.

Гибридное нейроуправление. Данное нейроуправление предполагает использовать одновременно нейросетевые регуляторы и стандартные регуляторы.

Учитывая все вышесказанное, надо отметить, что нейроуправление развивается особенно быстро, так как появляются все время задачи автоматизации управления.

СИНТЕЗ РЕГУЛЯТОРА ГИБРИДНЫМИ НЕЙРОННЫМИ СЕТЯМИ

Применение АУ в системах для получения корректного выходного сигнала обусловлено необходимостью получить высокую точность и качество переходного процесса. Точность и качество переходного процесса определяют по тому, как быстро система выйдет в стационарный режим работы и будет ли большим перерегулирование. Все это дает качество итогового продукта [21].

Нейронные сети могут использоваться как для создания самого регулятора, так и для создания блока настройки, который и определяет коэффициенты регулятора.

Для постройки регулятора, в котором используется НС, для подбора его коэффициентов не требуется формулировать четкие правила, достаточно, чтобы человек определенное количество раз настроил регулятор в процессе обучения нейросети.

Благодаря тому, что НС имеет много настраиваемых коэффициентов и нелинейную функцию активации нейронов, НС может очень точно выполнить отображение входных сигналов в выходные.

Важное значение при создании подобного регулятора имеет процедура обучения. В определении неизвестных параметров и заключается обучение. Для обучения нейросети обычно используют алгоритмы градиентного поиска минимума критериальной функции $\varepsilon = (u^* - u)^2$, которая зависит от параметров нейронов.

Процесс поиска является итерационным, где на каждой итерации находят все коэффициенты сети, сначала для выходного слоя нейронов, затем предыдущего и так до первого слоя (метод обратного распространения ошибки). Также можно использовать генетические алгоритмы, метод моделирования отжига, метод наименьших квадратов.

Когда используется замкнутая система автоматического регулирования, эксперт находит параметры регулятора для разных входных воздействий. Естественно, при этом эксперт должен обладать необходимыми навыками. При этом в настраиваемой системе временные данные переменных хранятся в памяти и потом отправляются на нейронную сеть, которая подключена к ПИД-регулятору.

НС настраивается таким образом, чтобы была минимальной ошибка между тем, что получается при участии эксперта, и тем, что выдает НС. После обучения все параметры НС сохраняются в блоке управления. Полученная в итоге нейросеть должна работать по меньшей мере так же, как и человек, с учетом работы в условиях, которые не входили в обучающий процесс.

Построение регулятора с использованием НС может стать более качественной заменой ПИД-регуляторов с нейроуправлением. Использование нейромодуля для настройки коэффициентов ПИД-регулятора требует обучения данного регулятора высококлассным специалистом, так как приходится тонко подстраивать нейронную сеть «руками». В идеале необходимо добиться полной автоматизации процесса регулирования, включая и процесс настройки ПИД-регулятора.

Для того чтобы добиться полной автоматизации процесса регулирования, необходимо применение нейронной сети не как модуля настройки коэффициентов, а как полноценного регулятора. Для постройки такого регулятора наиболее подходящими являются рекуррентные нейронные сети. Так, в процессе регулирования система должна учитывать не только нынешнее состояние, то есть отклонение от требуемого значения на данной итерации, но и иметь память о тех же отклонениях на нескольких предыдущих этапах.

Важное свойство рекуррентных нейронных сетей NARX, описываемых моделью в пространстве состояний, – то, что они могут аппроксимировать большой класс нелинейных

динамических систем. Однако эта аппроксимация достоверна только на компактных подмножествах состояний пространства и на конечных интервалах времени и не отражает некоторые интересные динамические характеристики.

Теперь обратимся к вопросу обучения рекуррентных нейронных сетей. К задаче обучения нейронной сети модели NARX относятся трудности с настройкой весов нейронов, которые могут быть реализованы с помощью специального алгоритма. Данный алгоритм обучения называется обобщенным дельтаправилем, или правилом обратного распространения ошибки. Алгоритм обратного распространения ошибки обучает нейронную сеть, вычисляя целевую функцию ошибки для сигнального входа с дальнейшим ее обратным распространением от каждого последующего слоя к предыдущему.

По методу наименьших квадратов, целевая функция НС, которая сводится к минимуму $E(w)$, записывается следующим образом:

$$E(w) = 1/2 \sum_{j=1}^N e_j^2(k),$$

где j – индекс выходного нейрона; $e_j(k)$ – сигнал ошибки между желаемым значением выходного нейрона j и его реальным значением на итерации k .

Суммирование осуществляется по всем нейронам выходного слоя и по всем обрабатываемым сетью образам. Минимизация функции производится методом градиентного спуска:

$$\Delta w_{ji}^N(k) = -\eta \frac{\partial E(w)}{\partial w_{ji}(k)}.$$

Здесь $\Delta w_{ji}^N(k)$ – подстройка весового коэффициента синаптической связи, соединяющий нейрон i в слое $(n - 1)$ с нейроном j в слое n на итерации k ; $\frac{\partial E(w)}{\partial w_{ji}(k)}$ – вектор частных производных целевой функции $E(w)$ по свободным параметрам сети; $0 < \eta < 1$ – параметр скорости обучения.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Рекуррентные нейронные сети – это мощный класс моделей, которые хорошо подходят для моделирования нелинейных систем. Одним из основных применений таких нейронных сетей является система управления. Для постройки регулятора возможно использовать наиболее простые архитектурные нейронные сети с обратными связями. Такая модель может иметь один вход, применяющийся к памяти на линиях задержки, и один выход, замкнутый на вход на линиях задержки. Содержимое этих двух блоков памяти используется в дополнение входного слоя перцептрона. Такая структура учитывает состояние объекта управления на предыдущем шаге.

Кроме того, добавление обратных связей позволяет использовать описание рекуррентных нейронных сетей в виде множества состояний, что делает их удобными устройствами в нелинейном программировании и моделировании. Обучение же рекуррентных нейронных сетей можно производить, используя обобщенное дельта правило или правило обратного распространения ошибки.

Достаточно хорошо обученная рекуррентная нейронная сеть может имитировать работу ПИД-регулятора. Преимуществом такого рода регулятора является более четкое обучение в

условиях лишь достаточно полной обучающей выборки и необязательность дальнейшей подстройки экспертом. Также замена системы ПИД-регулятор и нейромодуль на гибридную нейронную сеть, выполняющую полную работу данной системы, упрощает ее. Имея достаточно полную обучающую выборку, возможно добиться от нейронной сети точности и гибкости управления. Недостатком такой модели является сложность подбора необходимой обучающей выборки в достаточно большом объеме и не содержащей в себе противоречия. Также к недостаткам можно отнести и достаточно «долгий» процесс обучения.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Осовский С.* Нейронные сети для обработки информации. Москва: Финансы и статистика, 2016.
2. *Омату С., Халид М., Юсоф Р.* Нейроуправление и его приложения. Нейрокомпьютеры и их применение. Москва: Радиотехника, 2017.
3. *Жучков А. А.* Применение нейросетей для реализации типовых задач АСУТП ядерных реакторов с привлечением критериев снижения рисков // Труды VIII Всероссийской конференции «Нейрокомпьютеры и их применение» с международным участием НКП-2002. Москва, 2012. С. 592–593.
4. *Елисеев В. Л., Филаретов Г. Ф.* Программный пакет для моделирования и обучения методам нейросетевого управления // Открытое образование. 2011. № 2(86). Ч. 2. С. 98–101.
5. *Елисеев В. Л.* Методика построения обучающей выборки при нейросетевой идентификации в условиях стохастических сигналов // Труды XXXVII международной конференции «Информационные технологии в науке, образовании, телекоммуникации и бизнесе». Алушта. 2010.
6. *Елисеев В. Л.* Нейросетевой аналог ПИД регулятора при управлении нелинейным объектом // Труды XVI всероссийской научно-технической конференции студентов, молодых ученых и специалистов «Новые информационные технологии в научных исследованиях». Рязань. 2011. С. 199–201.
7. *Елисеев В. Л., Зенкевич С. Л.* Метод нейросетевого оптимального управления // Труды Девятой всероссийской научно-практической конференции «Актуальные проблемы защиты и безопасности». Т. 5. Санкт-Петербург, 2016. С. 251–256.
8. *Елисеев В. Л., Филаретов Г. Ф.* Моделирование ПИД-контроллера с помощью искусственной нейронной сети // Перспективные технологии автоматизации. Вологда. 1999. С. 108.
9. *Елисеев В. Л., Филаретов Г. Ф.* Особенности настройки нейросетевого регулятора в контуре управления // Труды XV международного научно-технического семинара «Современные технологии в задачах управления, автоматизации и обработки информации». Алушта. 2016. С. 155.
10. *Елисеев В. Л., Филаретов Г. Ф.* Методика синтеза нейросетевой системы управления нестационарным объектом // Вестник МЭИ. 2010. № 3. С. 100–106.
11. *Еремин Д. М.* Разработка и исследование нейросетевого регулятора для систем автоматизированного управления: автореф. дисс. ... канд. техн. наук. 1995. 23 с.
12. *Острем К. Ю.* Введение в стохастическую теорию управления. Москва: Мир, 1973.
13. *M. Al-Amin, Islam M.S.* Design of an Intelligent Temperature Controller of Furnace System using the Fuzzy Self-tuning PID Controller // 2021 International Conference on Electronics, Communications and Information Technology (ICECIT), 2021. Pp. 1–4. DOI: 10.1109/ICECIT54077.2021.9641467.

14. *Mahmud M., Motakabber S.-M. A., Zahirul Alam H. M., Nordin A. N.* Adaptive PID Controller Using for Speed Control of the BLDC Motor // *2020 IEEE International Conference on Semiconductor Electronics (ICSE)*, 2020. Pp. 168–171. DOI: 10.1109/ICSE49846.2020.9166883.
15. *Wang T., Chang C.* Hybrid Fuzzy PID Controller Design for a Mobile Robot // *2018 IEEE International Conference on Applied System Invention (ICASI)*, 2018. Pp. 650–653. DOI: 10.1109/ICASI.2018.8394340.
16. *Mohamad Ali Tousi S., Mostafanasab A., Teshnehlab M.* Design of Self Tuning PID Controller Based on Competitional PSO // *2020 4th Conference on Swarm Intelligence and Evolutionary Computation (CSIEC)*, 2020. Pp. 022–026. DOI: 10.1109/CSIEC49655.2020.9237318.
17. *Merayo N. [et al.]* PID controller based on a self-adaptive neural network to ensure qos bandwidth requirements in passive optical networks // *Journal of Optical Communications and Networking*. Vol. 9. No. 5. Pp. 433–445. May 2017. DOI: 10.1364/JOCN.9.000433.
18. *Belov M. P., Truong D. D., P. van Tuan* Self-Tuning PID Controller Using a Neural Network for Nonlinear Exoskeleton System // *2021 II International Conference on Neural Networks and Neurotechnologies (NeuroNT)*, 2021. Pp. 6–9. DOI: 10.1109/NeuroNT53022.2021.9472852.
19. *Wang R., Zhou Z., Qu G.* Fuzzy Neural Network PID Control Based on RBF Neural Network for Variable Configuration Spacecraft // *2018 IEEE 3rd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC)*, 2018. Pp. 1203–1207. DOI: 10.1109/IAEAC.2018.8577860.
20. *Ahmed A. A., Saleh Alshandoli A. F.* On replacing a PID controller with Neural Network controller for Segway // *2020 International Conference on Electrical Engineering (ICEE)*, 2020. Pp. 1–4. DOI: 10.1109/ICEE49691.2020.9249811.

Информация об авторе

Жилов Руслан Альбердович, мл. науч. сотр. отдела нейроинформатики и машинного обучения, Институт прикладной математики и автоматизации – филиал Кабардино-Балкарского научного центра РАН;
360000, Россия, Нальчик, ул. Шортанова, 89 А;
zhilov91@gmail.com, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3552-4854>

REFERENCES

1. Osovsky S. *Neyronnyye seti dlya obrabotki informatsii* [Neural networks for information processing]. Moscow: Finansy i statistika, 2016. (In Russian)
2. Omatu S., Khalid M., Yusof R. *Neyroupravleniye i yego prilozheniya. Neyrokomp'yutery i ikh primeneniye* [Neurofeedback and its applications. Neurocomputers and their applications]. Moscow: Radiotekhnika, 2017. (In Russian)
3. Zhuchkov A.A. The use of neural networks for the implementation of typical tasks of process control systems for nuclear reactors with the involvement of risk reduction criteria. *Trudy VIII vserossiyskoy konferentsii "Neyrokomp'yutery i ikh primeneniye" s mezhdunarodnym uchastiyem NKP-2002* [Proceedings of the VIII All-Russian Conference "Neurocomputers and their application" with international participation NKP-2002]. Moscow. 2012. Pp. 592–593. (In Russian)

4. Eliseev V.L. Methodology for constructing a training sample for neural network identification under conditions of stochastic signals. *Trudy XXXVII mezhdunarodnoy konferentsii "Informatsionnyye tekhnologii v nauke, obrazovanii, telekommunikatsii i biznese"* [Proceedings of the XXXVII International Conference "Information Technologies in Science, Education, Telecommunications and Business"]. Alushta. 2010. (In Russian)
5. Eliseev V.L. Neural network analogue of PID controller for controlling a non-linear object. *Trudy XVI vserossiyskoy nauchno-tekhnicheskoy konferentsii studentov, molodykh uchenykh i spetsialistov "Novyye informatsionnyye tekhnologii v nauchnykh issledovaniyakh"* [Proceedings of the XVI All-Russian Scientific and Technical Conference of Students, Young Scientists and Specialists "New Information Technologies in Scientific Research"]. Ryazan. 2011. Pp. 199–201. (In Russian)
6. Eliseev V.L., Zenkevich S.L. Method of neural network optimal control. *Trudy Devyatoy vserossiyskoy nauchno-prakticheskoy konferentsii "Aktual'nyye problemy zashchity i bezopasnosti"* [Proceedings of the Ninth All-Russian Scientific and Practical Conference "Actual Problems of Protection and Security"]. Vol. 5. St. Petersburg. 2016. Pp. 251–256. (In Russian)
7. Eliseev V.L., Filaretov G.F. *Modelirovaniye PID-kontrollera s pomoshch'yu iskusstvennoy neyronnoy seti* [Modeling a PID controller using an artificial neural network]. *Perspektivnyye tekhnologii avtomatizatsii*. Vologda. 1999. P. 108. (In Russian)
8. Eliseev V.L., Filaretov G.F. Features of tuning a neural network controller in the control loop. *Trudy XV mezhdunarodnogo nauchno-tekhnicheskogo seminara "Sovremennyye tekhnologii v zadachakh upravleniya, avtomatiki i obrabotki informatsii"* [Proceedings of the XV International Scientific and Technical Seminar "Modern Technologies in Control, Automation and Information Processing Problems"]. Alushta: 2016. P. 155. (In Russian)
9. Eliseev V.L., Filaretov G.F. Method of synthesis of a neural network control system for a non-stationary object. *Vestnik MEI /MPEI Bulletin*. 2010. No. 3. Pp. 100–106. (In Russian)
10. Eliseev V.L., Filaretov G.F. Software package for modeling and teaching methods of neural network control. *Otkrytoye obrazovaniye* [Open Education]. 2011. No. 2(86). Part 2. Pp. 98–101. (In Russian)
11. Ostrem K.Yu. *Vvedeniye v stokhasticheskuyu teoriyu upravleniya* [Introduction to Stochastic Control Theory]. Moscow: Mir, 1973. (In Russian)
12. Eremin D.M. *Razrabotka i issledovaniye neyrosetevogo regulatora dlya sistem avtomatizirovannogo upravleniya* [Development and research of a neural network controller for automated control systems]: Ph.D. Dissertation Summary. 1995. 23 p. (In Russian)
13. M. Al-Amin, M.S. Islam Design of an Intelligent Temperature Controller of Furnace System using the Fuzzy Self-tuning PID Controller. *International Conference on Electronics, Communications and Information Technology (ICECIT)*, 2021. Pp. 1–4. DOI: 10.1109/ICECIT54077.2021.9641467.
14. Mahmud M., Motakabber S.-M.A., Zahirul Alam H.M., Nordin A.N. Adaptive PID Controller Using for Speed Control of the BLDC Motor. *IEEE International Conference on Semiconductor Electronics (ICSE)*, 2020. Pp. 168–171. DOI: 10.1109/ICSE49846.2020.9166883.
15. Wang T., Chang C. Hybrid Fuzzy PID Controller Design for a Mobile Robot. *IEEE International Conference on Applied System Invention (ICASI)*, 2018. Pp. 650–653. DOI: 10.1109/ICASI.2018.8394340.
16. Mohamad Ali Tousi S., Mostafanasab A., Teshnehlab M. Design of Self Tuning PID Controller Based on Competitive PSO. *4th Conference on Swarm Intelligence and Evolutionary Computation (CSIEC)*, 2020. Pp. 22–26. DOI: 10.1109/CSIEC49655.2020.9237318.

17. Merayo N. [et al.] PID controller based on a self-adaptive neural network to ensure qos bandwidth requirements in passive optical networks. *Journal of Optical Communications and Networking*. Vol. 9. No. 5. Pp. 433–445. May 2017. DOI: 10.1364/JOCN.9.000433.

18. Belov M.P., Truong D.D., P. van Tuan Self-Tuning PID Controller Using a Neural Network for Nonlinear Exoskeleton System. *II International Conference on Neural Networks and Neurotechnologies (NeuroNT)*, 2021. Pp. 6–9. DOI: 10.1109/NeuroNT 53022.2021.9472852.

19. Wang R., Zhou Z., Qu G. Fuzzy Neural Network PID Control Based on RBF Neural Network for Variable Configuration Spacecraft. *2018 IEEE 3rd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC)*, 2018. Pp. 1203–1207. DOI: 10.1109/IAEAC.2018.8577860.

20. Ahmed A.A., Saleh Alshandoli A.F. On replacing a PID controller with Neural Network controller for Segway. *2020 International Conference on Electrical Engineering (ICEE)*, 2020. Pp. 1–4. DOI: 10.1109/ICEE49691.2020.9249811.

Information about the author

Zhilov Ruslan Alberdovich, Junior researcher, Neuroinformatics and Machine Learning Department, Institute of Applied Mathematics and Automation – branch of Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences;

360000, Russia, Nalchik, 89 A Shortanov street;

zhilov91@gmail.com, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3552-4854>