УДК 621.316.71

© 2021 г. **И.А. Щербатов**, канд. техн. наук,

В.А. Артюшин,

А.Н. Долгушев

(Национальный исследовательский университет «МЭИ», Москва)

РАЗРАБОТКА И ИССЛЕДОВАНИЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО БЛОКА АВТОНАСТРОЙКИ ДЛЯ ПИД-РЕГУЛЯТОРА АСУ ТП ОБЪЕКТОВ ЭНЕРГЕТИКИ

Разработана адаптивная система регулирования, в основу которой положен нейросетевой блок автонастройки. Исследован способ обучения нейронной сети для блока автонастройки. Проведено сравнение системы регулирования с ПИД-регулятором и системы регулирования с ПИД-регулятором и блоком автонастройки.

Ключевые слова: нейронная сеть, автонастройка, одноконтурная система регулирования, ПИД-регулятор, моделирование, управление, автоматизация, интеллектуальный модуль, адаптивная система.

DOI: 10.22250/isu.2021.68.71-83

Введение

Одной из проблем современной энергетики является снижение энергоэффективности объектов и систем [1]. Это многоаспектная и крайне сложная задача, зависящая от большого числа факторов. Одной из задач, решение которой может повлиять на повышение энергоэффективности объектов энергетики, является задача повышения качества регулирования объектов и параметров с применением классических ПИД-регуляторов, которые используются в локальных системах регулирования на подавляющем большинстве энергетических объектов. Существует большое количество методов настройки параметров регуляторов: точные поисковые и беспоисковые, а также приближенные [2 – 4]. Для объектов с большим транспортным запаздыванием применяется предиктор Смита [5].

В процессе функционирования объекта управления происходит изменение его параметров во времени, реальные объекты энергетики обладают свойством нестационарности [6]. Современные автоматические системы регулирования работают в условиях изменения параметров, которые подвергаются воздействию внешних возмущений и описываются нелинейными зависимостями. Стандартные методики расчета регуляторов в основном не позволяют корректировать их настройки при изменении параметров объекта в процессе его эксплуатации.

В связи с этим возрастает актуальность задачи адаптации автоматической системы регулирования к изменяющимся условиям работы энергоблоков из-за различных режимных факторов, которые заранее не могут быть учтены при ее синтезе [4]. Для управления такими системами и обеспечения соответствующего качества управления целесообразно применять схему с использованием прогнозирующих моделей и систем. Например, в работе [7] описан предиктивный ПИ-регулятор, модифицирующий предиктор Смита.

Используемые для адаптации схемы зачастую представляют собой гибридные системы, в которые интегрированы, в зависимости от поставленной задачи, различные интеллектуальные модули – нейронные сети [8], генетические алгоритмы [9], нечеткие контроллеры [10], нейро-нечеткие регуляторы [11], адаптивные системы и другие решения, содержащие в своем составе различные реализации основных направлений и методов искусственного интеллекта [12].

Наибольшее распространение при решении задач управления получили два направления – нечеткие регуляторы и нейронные сети. Нечеткое управление используется в случае недостаточности знаний об объекте управления, но при наличии опыта управления им, а также в нелинейных системах, идентификация которых сложна или невозможна. Искусственные нейронные сети обладают высокой обобщающей способностью и являются универсальными аппроксиматорами [13]. Это свойство крайне необходимо при решении задач управления объектами, у которых параметры изменяются в процессе функционирования. Оба математических аппарата могут быть использованы для подстройки коэффициентов ПИД-регулятора в процессе функционирования объекта, когда его параметры изменяются в силу свойства нестационарности. Использование нечеткой логики и теории нечетких множеств [14] обеспечивает снижение времени приведения регулируемой величины к требуемому значению, уменьшает перерегулирование, а также повышает робастность регулятора [5, 15]. Искусственные нейронные сети также активно применяются в блоках автонастройки параметров ПИД-

регуляторов [16, 17]. Вместе с тем недостатки, присущие им (длительность процесса обучения и необходимость переобучения, с учетом изменившейся ретроспективной выборки, а также высокая чувствительность к качеству обучающей выборки), всякий раз требуют синтезировать оригинальные, подходящие только для конкретных объектов и условий их функционирования архитектуры нейронных сетей.

Для различных объектов энергетики такой подход применяется при решении задач коррекции настроек регулятора: контура пара на больших судах [18]; систем преобразования энергии ветра [19]; гидроэлектростанций [20]; газотурбинных установок [21]; барабанных котлов [22] и др.

Таким образом, можно сделать вывод, что в настоящее время применение блоков автонастройки для ПИД-регулятора с использованием искусственных нейронных сетей находится на начальном этапе, в отличие, например, от использования нейронных сетей в других областях техники. Поэтому данная работа посвящена всестороннему исследованию применения нейронных сетей в блоках автонастройки ПИД-регуляторов для объектов энергетики.

Постановка задачи

Целью работы является повышение эффективности ПИД-регулятора одноконтурной системы регулирования технологических параметров в энергетике за счет применения технологии искусственных нейронных сетей для реализации блока автонастройки.

В качестве модели объекта управления выбрана передаточная функция последовательного соединения пяти апериодических звеньев:

$$W_p(s) = \frac{1}{(10s + 1)^5}. \quad (1)$$

Это объясняется тем, что при большом количестве звеньев появляется динамическое запаздывание, которое можно расценивать как транспортное запаздывание. Преимуществом модели без транспортного запаздывания является ее линейность, так как во временной области появляется возможность избавиться от нелинейной составляющей. Это позволяет снизить требуемые вычислительные мощности для моделирования и уменьшить время расчета без потери качества [23]. Коэффициент усиления принимается равным 1, так как его изменение значительно меняет переходную характеристику объекта управления, а это необходимое требование при сравнении систем регулирования. Постоянная времени принимается равной 10 сек., чтобы создать наблюдаемое динамическое запаздывание (рис. 1).

Рис. 1. Переходная характеристика объекта.

Как можно заметить по графику переходной характеристики на рис. 1, динамическое запаздывание приобретает вид транспортного и для выбранного объекта составляет примерно 10 сек. Такой вид объекта является достаточно универсальным, а результаты расчетов могут быть использованы для большого количества реальных объектов в энергетике.

Тогда задача исследования может быть сформулирована следующим образом: необходимо синтезировать нейросетевой блок автонастройки ПИД-регулятора, который обеспечивает коррекцию параметров регулятора на основе сигналов задания u , выхода объекта управления y и выхода ПИД-регулятора ε .

Синтез обучающей выборки для нейросетевого блока автонастройки

Эффективность решения задачи с искусственной нейронной сетью в значительной степени зависит от качества выборки данных, на которых она обучается для получения требуемой функциональной зависимости [24]. Устойчивая и качественная работа системы регулирования обеспечивается точным подбором настроек ПИД-регулятора. Но это не означает, что настройка должна быть уникальной. Выбрав допустимые настройки по переуправлению, времени регулирования и колебательности, можно получить массив данных для коэффициентов ПИД-регулятора [25].

Расчет производится с использованием встроенного пакета Tune Matlab/Simulink. Передаточные функции в изображениях Лапласа объекта управления $W_{plant}(s) = 1/(10s + 1)^5$, регулятора $W_{pid}(s) = P + I/s + DN/(1 + N/s)$, системы регулирования по каналу управления $W_{xu}(s) = W_{plant}(s)W_{pid}(s)/(1 + W_{plant}(s)W_{pid}(s))$. Ограничения, наложенные на расчет возможных настроек ПИД-регулятора, представлены в табл. 1.

Таблица 1

Время регулирования, t	< 135 с
Перерегулирование, $y_{\max}$	$5\% < y_{\max} < 15\%$
Колебательность, ψ	$90\% < \psi < 95\%$

Для создания качественной модели нейронной сети нужно иметь обучающую выборку размером 5000-20000 наблюдений [26]. Поэтому в Matlab/Simulink надо создать модель, которая будет генерировать характеристики, необходимые для подачи на вход искусственной нейронной сети, каждый раз изменяя значения коэффициентов передачи. В связи с тем, что число опытов весьма велико для ручного прогона набора коэффициентов, необходимо создать модель, которая сможет автоматически провести необходимое число опытов. Реализовать подобную модель можно, если подавать на вход прямоугольные импульсы, изменяя при этом настройки регулятора, когда значение импульса больше нуля.

Условия эксперимента по созданию обучающей выборки и полученная обучающая выборка описаны [27]. Цель проведения эксперимента – получение предварительных (сырых) данных, которые преобразуются в финальную обучающую выборку. Модель представляет собой одноконтурную систему регулирования с ПИД-регулятором, на вход которой подаются прямоугольные импульсы [28]. Сигналы, необходимые для формирования обучающей выборки (*input: U/R/Y, output: P/I/D/N*), подаются с интервалом 2 сек.

Обучение искусственной нейронной сети

Решить задачу прогнозирования коэффициентов ПИ-регулятора как классическую задачу классификации или регрессии не представляется возможным. Это связано с тем, что полученная выборка представляет собой временной ряд и число возможных исходов имеет большие порядки. Поэтому в качестве прогнозной используется модель прогнозирования временных рядов с обратной связью и запаздыванием [29].

В качестве алгоритма обучения применяется байесовская регуляризация, поэтому для оценки адекватности используются только обучающая и тестовая выборки. Эффект переобучения оценивается по кривым среднеквадратичного отклонения (СКО). В случае, если ошибка на обучающей выборке меньше, чем на тестовой, можно утверждать, что данная модель переобучена [30].

Объем данных на обучение выбирается в количестве 70% обучающей выборки (Train) и 30% тестовой (Test) при общем объеме данных, равно 10350 наблюдений [16].

Проверка адекватности нейросетевой модели

Подбор архитектуры прогнозной модели происходит от простого к сложному, а именно – с увеличением числа нейронов от 1 к 5 (табл. 2 и рис. 2). Это связано с тем, что слишком большое увеличение числа нейронов может не дать желаемого качества, а прогнозная модель будет переобучена.

Таблица 2

Число нейронов в скрытом слое	СКО обучающей выборки	СКО тестовой выборки
1	1,29E-05	1,51827E-05
2	1,10927E-05	9,68461E-06
3	1,07667E-05	1,09677E-05
4	1,01E-05	1,34E-05
5	1,15025E-05	7,99857E-06

Рис. 2. Зависимость СКО от числа скрытых нейронов входного слоя.

Из графика, представленного на рис. 2, видно, что наилучший результат достигается при количестве нейронов скрытого слоя равном пяти (модель с пятью нейронами, полученная в Matlab, представлена на рис. 3). Как можно заметить, только в двух случаях из пяти модель не переобучилась. Это легко понять при сравнении СКО обучающей (Train) и тестовой выборки (Test).

Рис. 3. Общий вид архитектуры искусственной нейронной сети.

Подключение нейросетевого блока автонастройки

Структурная схема системы управления состоит из одноконтурной системы регулирования с ПИД-регулятором (рис. 4). К ПИД-регулятору подключается нейросетевой блок автонастройки, который использует в качестве входных переменных сигналы задания (u), выхода системы (y) и выхода регулятора (ε). Выходными переменными искусственной нейронной сети являются коэффициенты настройки ПИД-регулятора, которые определяются в соответствии с математической моделью искусственной нейронной сети и значениями подобранных весовых коэффициентов [17].

Рис. 4. Обобщенная структурная схема системы управления.

В качестве ПИД-регулятора используется встроенный в Matlab/Simulink блок PID-controller. Для возможности передавать постоянно изменяющиеся коэффициенты настройки в опциях источника сигналов контроллера выставляется значение *external* (внешний). Это позволяет непрерывно менять настройки ПИД-регулятора [17]. На вход *N* (фильтрующая составляющая) регулятора подается константа, так как при создании обучающей выборки было замечено, что эта величина неизменна.

Нейросетевой блок автонастройки является подмоделью, созданной в приложении Matlab/Simulink Neural Network Time series Tool. После обучения сети математическая модель автоматически переносится в Simulink и представляет собой соединение функциональных блоков, описывающих полученную искусственную нейронную сеть. Обобщенная структурная схема, показанная на рис. 4, позволяет провести необходимые эксперименты для оценки качества моделирования и корректности работы системы в целом [5].

Тестирование ПИД-регулятора с нейросетевым блоком автонастройки

Тестирование работоспособности реализованной модели нейросетевого блока автонастройки производится на входных воздействиях, не входящих в обучающую выборку. Так как модель обучена на входных воздействи-

ях, равных единице, то в качестве входных сигналов, поступающих на одноконтурную систему с ПИД-регулятором и нейросетевым блоком автонастройки использовано 25 случайных значений на интервале $[-1;1]$. Оценка производится на базе вычисления основных показателей качества регулирования: время настройки; динамическое отклонение; степень затухания. Требуемые для анализа показатели можно получить на основе анализа переходной характеристики по каналу задания (рис. 5).

Рис. 5. Переходная характеристика по каналу задания при тестировании блока автонастройки.

По результатам эксперимента можно сделать вывод, что процесс является устойчивым, со степенью затухания близкой к данным на обучающей выборке. Время регулирования и динамическое отклонение соответствуют исходным данным на выборке.

Произведем сравнительный анализ системы регулирования с ПИД-регулятором и нейросетевым блоком автонастройки, а также классической системы, в составе которой присутствует только ПИД-регулятор (модель в Simulink представлена на рис. 6).

Рис. 6. Модель сравнения одноконтурных систем.

Эксперименты проводятся при изменении коэффициента усиления объекта от 0 до 100%. Как показатели качества будут использоваться: пере-

регулирование, время регулирования, степень затухания.

Блок *Compare* – это подмодель, которая включает обе одноконтурные системы. Gain необходим для изменения параметров объекта, импульсы high/low обозначают границы $\pm 5\%$ от входного воздействия (для простоты определения времени настройки).

Система с нейросетевым блоком автонастройки и ПИД-регулятор обозначены как NN, а система с ПИД-регулятором – как PID. По графикам переходной характеристики видно (рис. 7), что система без нейросетевого блока автонастройки существенно уступает системе с автонастройкой, это связано с тем, что нейросеть генерирует новые коэффициенты ПИД-регулятора при различных входных воздействиях.

Рис. 7. Сравнение переходных характеристик при изменении объекта на 5%.

Произведем оценку перерегулирования (рис. 8). Данный показатель важен для недопущения возникновения аварийных ситуаций, так как значение регулируемого параметра не должно выходить за границы нормального технологического режима [4].

При нулевом проценте изменения объекта перерегулирование системы без автонастройки в пять раз превосходит аналогичный показатель системы с нейросетевым блоком. По мере изменения параметров объекта эта тенденция прослеживается еще отчетливее. Зависимость имеет линейный характер. Видно, что наклон кривой для регулятора без блока автонастройки больше, чем с ним, а значит, система без блока автонастройки быстрее теряет устойчивость. Потеря устойчивости системой без автонастройки произошла при изменении коэффициента усиления объекта на 45%, при этом система с нейросетевым блоком показывает удовлетворительный результат.

Рис. 8. Зависимость перерегулирования от изменения коэффициента усиления.

Аналогично построены графики изменения времени регулирования для объекта (рис. 9). Оба графика близки к экспоненте, но система с автонастройкой показывает медленное изменение ключевого параметра. Только при значительном увеличении параметров объекта скорость роста увеличивается. Видно, что система без автонастройки становится неустойчивой, начиная с 15% изменения коэффициента усиления объекта. При этом время регулирования у системы с нейросетевым блоком автонастройки практически не увеличивается до 30% изменения коэффициента усиления объекта.

Рис. 9. Зависимость времени регулирования от изменения коэффициента усиления.

Еще один исследуемый показатель – степень затухания. При небольшой степени затухания процесс замедляется и может потерять устойчивости [4].

Система с автонастройкой остается работоспособной при изменении коэффициента усиления объекта на 45%, в свою очередь система без автонастройки к этому времени теряет устойчивость.

Рис. 10. Зависимость степени затухания от изменения коэффициента усиления.

Заключение

Анализ сравнения систем регулирования без блока автонастройки и с блоком при изменении параметров объекта показывает существенное превосходство использования нейросетевого блока автонастройки. Система с нейросетевым блоком автонастройки параметров ПИД-регулятора остается устойчивой и обеспечивает хорошее качество процесса при изменении параметров объекта на 45% (в отличие от системы без блока автонастройки, которая теряет устойчивость). Кроме того, она позволяет снизить перерегулирование на 40% и на 30% обеспечивает превосходство степени затухания. Полученные результаты подтверждают эффективность применения нейросетевого блока автонастройки для выбранного класса объектов. Дальнейшие исследования будут связаны с применением данного подхода к различным архитектурам искусственных нейронных сетей при реализации блоков автонастройки для более сложных объектов и систем регулирования (многомерные, каскадные и др.).

ЛИТЕРАТУРА

1. Энергоэффективность и развитие энергетики: Государственная программа Российской Федерации // Министерство энергетики Российской Федерации, 2016.
2. Ang K.H., Chong G., Li Y. PID control system analysis, design, and technology // IEEE Transactions on Control Systems Technology. – 2005. – Vol. 13, No. 4. – P. 559-576.

3. Денисенко В.В. ПИД-регуляторы: принципы построения и модификации. Часть 1 // СТА. – 2006. – №4. – С. 66-74.
4. Ротач В.Я. Теория автоматического управления. – М.: Изд. дом МЭИ, 2008.
5. Денисенко В.В. ПИД-регуляторы: принципы построения и модификации. Часть 2 // СТА. – 2007. – №1. – С. 78-88.
6. Михайлов А.С., Староверов Б.А. Динамический регулятор состояния с нейросетевой настройкой для нестационарного объекта управления // Вестник ИГЭУ. – 2014. – №3. – С. 53-59.
7. Leva A., Cox C., Ruano A. Hands-on PID autotuning: a guide to better utilisation. – IFAC Professional Brief. <http://www.ifac-control.org>.
8. Kato M., Yamamoto T., Fujisawa S. A skillbased PID controller using artificial neural networks // Computational Intelligence for Modeling, Control and Automation and International Conference on Intelligent Agents, Web Technologies and Internet Commerce. – 2005. – Vol. 1. – P. 702-707.
9. Mirzal A., Shinichiro Y., Masashi F. PID Parameters Optimization by Using Genetic Algorithm // ISTECS Journal. – 2006. – Vol. 8. – P. 34-43.
10. Гостев В.И. Нечеткие регуляторы в системах автоматического управления. – Киев: Радиоаматор. 2008.
11. Игнатъев В.В., Курейчик В.М., Спиридонов О.Б., Игнатъева А.С. Метод гибридного управления на основе адаптивной системы нейро-нечеткого вывода // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2017. – № 9(194). – С. 124-132.
12. Кузищин В.Ф., Мерзликина Е.И., Хоанг В.В. Система регулирования с ПИД-регулятором, автонастройкой и алгоритмом максимального быстродействия // Математические методы в технике и технологиях (ММТТ). – 2017. – Т. 10. – С. 21-25.
13. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. – М.: Финансы и статистика, 2002.
14. Zadeh L.A. Fuzzy sets // Information and Control. – 1965. – № 8. – P. 338-353.
15. Yesil E., Guzelkaya M., Eksin I. Internal model control based fuzzy gain scheduling technique of PID controllers. Proceedings of the World Automation Congress. – 2004. – Vol. 17. – P. 501-506.
16. Rivas-Echeverria F., Rios-Bolivar A., Casales-Echeverria J. Neural network-based autotuning for PID controllers // Neural Network World. – 2001. – V. 11, N 3. – P. 277-284.
17. Pirabakaran K., Becerra V. M. PID autotuning using neural networks and model reference adaptive control. Proceedings of the 15th Triennial World Congress of the International Federation of Automatic Control (IFAC). – 2002. – Vol. 35, Iss. 1. – P. 451-456.
18. Shiquan Z., Liu S., Keyser R., Ionescu C. The Application of a New PID Autotuning Method for the Steam/Water Loop in Large Scale Ships // Processes. – 2002. – № 8.
19. Sedighzadeh M., Rezazadeh A. Adaptive PID Controller based on Reinforcement Learning for Wind Turbine Control // Proceedings of World Academy of Science, Engineering and Technology. – 2008. – P. 258-262.
20. Jasa L., Priyadi A., Hery P.M. PID Control for Micro-Hydro Power Plants based on Neural Network // Proceedings of the 2nd IASTED Asian Conference on Modelling, Identification, and Control, AsiaMIC-2012.
21. Mohamed I., Mohamed M., Xavier R., Kanakaraj J. A neuro-fuzzy controller for grid-connected heavy-duty gas turbine power plants // Turkish Journal of Electrical Engineering

- & Computer Sciences. – 2017. – Vol. 25. – P. 2375-2387.
22. *Hendookolaie A., Ahmadi N.B.* PID Controller with Neural Auto Tuner Applied in Drum Type Boilers // Canadian J. Electr. Electron. Eng. – 2012. – Vol. 3, № 6.
 23. *Плетнев Г.П.* Автоматизация технологических процессов и производств в теплоэнергетике. – М.: Изд. дом МЭИ. 2007.
 24. *Хайкин С.* Нейронные сети. Полный курс. – М.: Вильямс, 2006.
 25. *Hernández-Alvarado R., García-Valdovinos L.G., Salgado-Jiménez T., Gómez-Espinosa A., et al.* Neural Network-Based Self-Tuning PID Control for Underwater Vehicles // Sensors. – 2016. – Vol. 16, № 9.
 26. *Горбань А. Н.* Обучение нейронных сетей. – М.: ПараГраф, 1990.
 27. *Щербатов И.А., Артюшин В.А., Долгушев А.Н.* Разработка нейросетевого блока автонастройки ПИД-регулятора для объектов энергетики // Информационные технологии. Проблемы и решения. – 2019. – № 1 (6). – С. 190-195.
 28. *Медведев В.С., Потемкин В.Г.* Нейронные сети. MATLAB / под ред. В. Г. Потемкина. – М.: ДИАЛОГ, 2001.
 29. *Воевода А.А., Романников Д.О.* Использование нейронных сетей для решения задачи слежения за объектом // Сборник научных трудов Новосибирского гос. техн. ун-та. – 2016. – № 1 (83). – С. 20-25.
 30. *Писарев А.В., Новиков С.И.* Сравнительные исследования расчетных методов определения параметров настроек промышленных ПИД-регуляторов // Энергетика и теплотехника: Сб. науч. трудов НГТУ. – 2007. – С. 191-200.

Статья представлена к публикации членом редколлегии Е.А. Шеленком.

E-mail:

Щербатов Иван Анатольевич – ShcherbatovIA@mpei.ru;

Артюшин Владимир Алексеевич – vladimir.artiushin@gmail.com;

Долгушев Алексей Николаевич – html98@mail.ru.