

УДК 681.5.013

## ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА АДАПТАЦИИ ТИПОВЫХ ЗАКОНОВ АВТОМАТИЧЕСКОГО РЕГУЛИРОВАНИЯ С ФУНКЦИЕЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ СТРУКТУРЫ И ПАРАМЕТРОВ ОБЪЕКТА

*Д.С. Лысенко\**

Самарский государственный технический университет  
Россия, 443100, г. Самара, ул. Молодогвардейская, 244

E-mail: dmitry-lusenko@yandex.ru

**Аннотация.** Разработана и описана структура интеллектуальной системы адаптации типовых законов автоматического регулирования с функцией идентификации структуры и параметров объекта. Разработанная система решает комплекс взаимосвязанных задач: идентификация структуры и параметров объекта, расчет и выбор типа регулятора, определение в замкнутом контуре управления параметрических возмущений. Интеллектуальная система состоит из трех контуров: контур идентификации, контур проектирования САР, исполнительный контур. К задачам контура идентификации относятся: идентификация структуры и параметров объекта методом наблюдения временной характеристики объекта при ступенчатом воздействии на входе; определение наличия параметрического возмущения методом сравнительной оценки переходных процессов эталонной модели и реального объекта управления. По результатам идентификации структуры и параметров объекта проектируется регулятор – выполняется расчет параметров и выбор типа регулятора. Исполнительный контур представлен замкнутой системой управления. Инструментом реализации подсистемы идентификации и подсистемы проектирования регулятора были выбраны нейронные сети. В качестве прототипа объекта управления были выбраны типовые динамические звенья и их соединения. В статье приводятся: описание структуры интеллектуальной системы адаптации типовых законов регулирования, описание подсистем идентификации и проектирования регулятора, структурные и графические схемы, результаты моделирования.

**Ключевые слова:** интеллектуальная система управления, теория управления, проектирование типовых регуляторов, расчет параметров ПИД-регулятора, идентификация структуры и параметров объекта, нейронные сети.

### Введение

Самым распространенным типом регулятора в системах автоматического управления технологическим процессом являются регуляторы на основе ПИД-законов [1–3]. ПИД-регуляторы получили распространение благодаря простоте построения и ясности функционирования. Необходимо отметить, что многие вопросы, связанные с проектированием САР на базе типовых регуляторов, исследованы недостаточно. Об актуальности и значимости этой проблемы свидетель-

---

\* Дмитрий Сергеевич Лысенко, аспирант кафедры «Автоматика и управление в технических системах».

ствуют, например, данные компании Honeywell, которая провела обследование 100 000 контуров регулирования на 350 предприятиях, принадлежащих различным отраслям промышленности. Согласно этим данным 49–63 % САР работают с плохими настройками [4, 5], в связи с чем повышение эффективности ПИД-регуляторов является актуальной научно-технической задачей.

Современное состояние микропроцессорной техники позволяет реализовать системы управления со сложной структурой. Назначением таких систем управления является комплексное решение взаимосвязанных задач: идентификация структуры и параметров объекта управления, проектирование и адаптация параметров регулятора, диагностика состояния объекта. Инструментом создания систем управления со сложной структурой могут выступать нейронные сети [6, 7].

Нейронные сети широко применяют для решения задач автоматического управления. В работе [8] на базе нейронных сетей был создан нелинейный аналог ПИД-регулятора. В работах [9, 10] нейронная сеть выступает в качестве оптимизатора параметров ПИ-регулятора. Работы [11, 12] посвящены синтезу нейроконтроллера с функцией предсказания. Применение нейронных сетей в задачах моделирования приводится в работах [13–15]. Авторы использовали нейронные сети как инструмент синтеза модели или как инструмент идентификации параметров традиционной модели. Применение нейронных сетей в задачах диагностики приводится в работах [16, 17]. Исследованию подходов к построению интеллектуальных систем для комплексного решения задач теории управления посвящены работы [18–20]. Однако область применения разработанных авторами методологий ограничивается электромеханическими системами.

Среди общепризнанных методов идентификации технологических объектов можно выделить рекуррентные [21–23] и частотные [24, 25]. При идентификации частотными методами необходимо сформировать испытательное воздействие. Как правило, такое воздействие нарушает нормальный режим работы объекта [25]. В отличие от идентификации частотными методами, идентификация рекуррентными методами позволяет находить значение коэффициентов модели через наблюдение управляемого и управляющего сигнала, не нарушая номинальный режим работы объекта. При этом идентификация параметров осуществляется для заданной структуры модели. Сравнительная оценка рекуррентных методов идентификации и области их применения приводятся в работе [23].

Цель работы – разработка и исследование интеллектуальной системы адаптации типовых законов автоматического регулирования.

При разработке интеллектуальной системы адаптации типовых законов автоматического регулирования должны быть решены следующие задачи:

- 1) идентификация структуры и параметров объекта управления;
- 2) проектирование типового регулятора – выбор типа регулятора и расчет параметров;
- 3) диагностика критического изменения параметров объекта.

Итогом решения всех задач стала интеллектуальная система адаптации типовых законов автоматического регулирования с функцией идентификации структуры и параметров объекта управления. Интеллектуальная система адаптации типовых законов автоматического регулирования состоит из трех контуров: контур идентификации, контур проектирования САР, исполнительный контур.

Для апробации разработанной системы в качестве прототипа объекта управления были выбраны типовые динамические звенья и их соединения. В работе использовались: апериодическое звено 1-го порядка, последовательное соедине-

ние апериодического звена 1-го порядка и звена чистого запаздывания, последовательное соединение двух апериодических звеньев 1-го порядка. Данные типовые звенья и их соединения часто используют для аппроксимации поведения теплоэнергетических установок [26, 27]. Разработанная система может быть применена для настройки параметров типового регулятора в контурах управления тепловых установок, таких как металлургические печи [1, 9], водогрейные котлы [28], паровые котлы [29].

В статье представлены этапы создания интеллектуальной системы адаптации типовых законов регулирования, структурные схемы, результаты моделирования. Система была реализована с помощью пакета MATLAB, библиотеки Neural Network Toolbox и Simulink.

### Интеллектуальная система адаптации типовых законов автоматического регулирования

Разработанная интеллектуальная система адаптации типовых законов автоматического регулирования состоит из трех контуров: контур идентификации, контур проектирования САР, исполнительный контур. Структурная схема интеллектуальной системы адаптации типовых законов автоматического регулирования приведена на рис. 1.

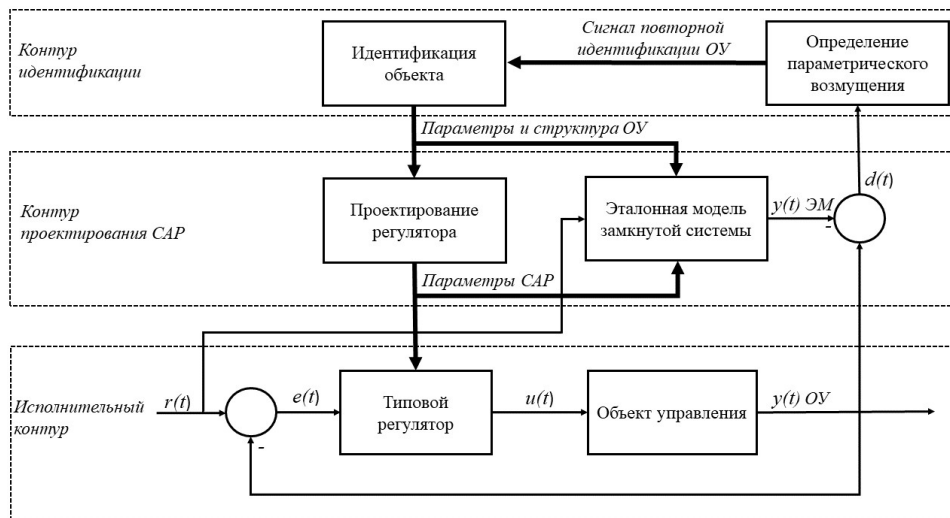


Рис. 1. Структурная схема интеллектуальной системы адаптации типовых законов автоматического регулирования:  $r(t)$  – заданное значение управляемой величины;  $e(t)$  – отклонение текущего значения управляемой величины от заданного;  $u(t)$  – управляющее воздействие;  $y(t)$  ОУ – текущее значение управляемой величины – выход объекта управления;  $y(t)$  ЭМ – текущее значение выхода эталонной модели;  $d(t)$  – отклонение текущего значения управляемой величины от значения выхода эталонной модели замкнутой системы

**Контур идентификации.** В задачи контура идентификации входят идентификация структуры и параметров объекта управления, диагностика недопустимого изменения параметров объекта в процессе эксплуатации.

Блок «Идентификация объекта». Данный блок служит для идентификации структуры и параметров объекта управления. Существенной особенностью при оценке точности временной характеристики является выбор входного воздействия с заранее определенными свойствами, что, естественно, возможно лишь при проведении активного эксперимента [30]. Среди предложенных решений практическое применение получили сигналы, принимающие только два значения  $(-a, +a)$  – ступенчатое воздействие [31–33]. Такой сигнал легко реализуем и, как правило, не нарушает нормального режима работы объекта [30]. Структурная схема блока «Идентификация объекта» приводится на рис. 2.

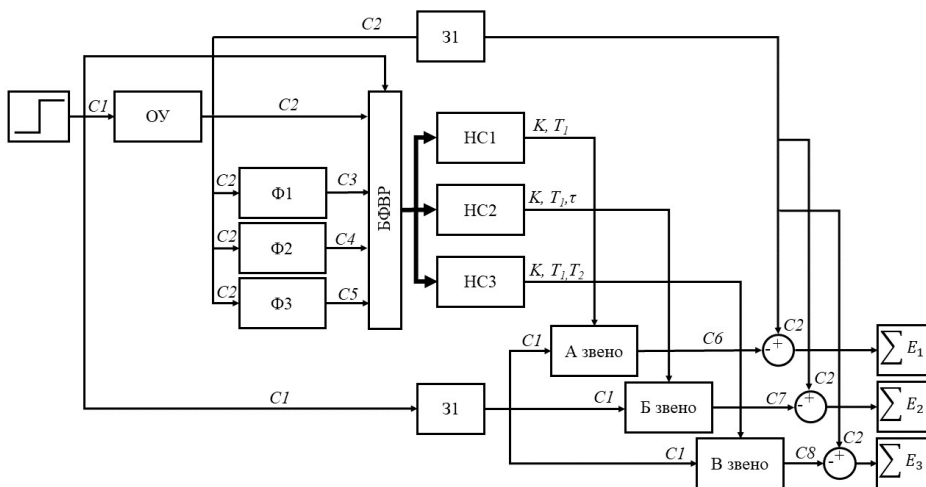


Рис. 2. Структурная схема блока «Идентификация объекта»:  $C1$  – входной сигнал – ступенчатое воздействие; ОУ – объект управления;  $C2$  – сигнал выхода объекта управления;  $\Phi1$ – $\Phi3$  – фильтры Баттерворта;  $C3$ – $C5$  – сигнал выхода объекта управления, пропущенный через фильтры  $\Phi1$ – $\Phi3$ ; БФВР – блок формирования временных рядов;  $HC1$ – $HC3$  – нейронные сети;  $K$  – коэффициент передачи;  $T_1$ ,  $T_2$  – постоянные времени;  $\tau$  – транспортная задержка;  $C6$  – сигнал выхода апериодического звена 1-го порядка;  $C7$  – сигнал выхода апериодического звена 1-го порядка и звена чистого запаздывания;  $C8$  – сигнал выхода апериодического звена 2-го порядка; 31 – временная задержка сигналов  $C1$ ,  $C2$ ;  $E_1$ ,  $E_2$ ,  $E_3$  – суммарные ошибки рассогласования между динамическим звеном и объектом управления

После подачи ступенчатого воздействия на вход объекта управления ( $C1$ ) происходит активация блока, формирующего временные ряды (БФВР). Входами блока БФВР являются сигнал с выхода объекта управления ( $C2$ ) и сигналы с выхода фильтров ( $C3$ – $C5$ ). В работе использовались три фильтра Баттерворта первого порядка с разной частотой среза. Блок формирует временные ряды с заданным интервалом и числом отсчетов. Временные ряды сигналов ( $C2$ – $C5$ ) подаются на входы нейронных сетей ( $HC1$ – $HC3$ ). Каждая из нейронных сетей была обучена идентифицировать параметры только одного звена. Нейронная сеть ( $HC1$ ) – апериодическое звено 1-го порядка, А-звено. Нейронная сеть ( $HC2$ ) – последовательное соединение апериодического звена 1-го порядка и звена чистого запаздывания, Б-звено. Нейронная сеть ( $HC3$ ) – последовательное соединение двух

апериодических звеньев 1-го порядка, В-звено. Структура динамических звеньев была определена изначально. В результате наблюдения временных рядов каждая нейронная сеть рассчитывает параметры динамического звена (коэффициент передачи  $K$ ; постоянные времени  $T_1$ ,  $T_2$ ; время запаздывания  $\tau$ ). Результат расчета присваивается соответствующему динамическому звену.

После идентификации параметров динамических звеньев выполняется процедура идентификации структуры объекта. На вход динамических звеньев подается сигнал (C1). Сигналы (C1, C2) имеют временную задержку (31), которая равна числу тактов, заданному в блоке БФВР. Введение временной задержки обусловлено необходимостью поэтапного выполнения процедуры идентификации параметров и структуры объекта. После происходит сравнение временных характеристик объекта управления (C2) и динамических звеньев (C6–C8). Для каждого из динамических звеньев рассчитывается ошибка рассогласования на текущем временном такте. Выбор структуры объекта управления происходит по минимальному значению ошибки рассогласования  $E_1$ ,  $E_2$ ,  $E_3$  за определенное количество тактов:

$$E = \sum_{i=1}^n e_i,$$

где  $E$  – ошибка рассогласования;  $n$  – количество временных тактов;  $e_i$  – ошибка рассогласования на каждом временном такте.

При реализации блок «Идентификация объекта» имел следующие параметры. Сигнал (C1) – ступенчатое воздействие. Блок БФВР: длина временного ряда для каждого сигнала (C2–C5) была равна 50 тактов. Общее количество данных, на основании которых нейронные сети выполняли процедуру идентификации параметров, – 200 срезов. Задержка (31) была равна 50 тактам. В работе использовались три двухслойные нейронные сети прямого распространения (рис. 2, НС1–НС3). В ходе эксперимента было установлено, что на основании данных одного входа – сигнала с выхода объекта управления – нейронная сеть не может точно идентифицировать параметры объекта управления. При тестировании ошибки идентификации имели неприемлемые значения. Было решено расширить размерность входного вектора. В схему были введены фильтры (рис. 2, Ф1–Ф3). Частота среза фильтров  $\omega_{cp} = 0.0031, 0.0079, 0.0127$  Гц. Частота среза фильтра подобрана экспериментально. Применение нейронных сетей с расширенным входным вектором снизило ошибку идентификации.

Были сформированы две независимые выборки данных. Первая выборка использовалась для обучения нейронных сетей. Вторая выборка использовалась для верификации нейронных сетей после обучения. Количество наборов и вариаций параметров передаточной функции в выборках отличалось. При формировании обучающей и тестовой выборки вариации параметров передаточной функции изменялись случайным образом в заданном диапазоне значений. Диапазон изменения параметров передаточных функций:

А-звено:  $K$  от 1 до 25;  $T_1$  от 1 до 50;

Б-звено:  $K$  от 1 до 25;  $T_1$  от 1 до 50;  $\tau$  от 5 до 25;

В-звено:  $K$  от 1 до 25;  $T_1$  от 25 до 50;  $T_2$  от 1 до 24.

Единицы измерения постоянных времени и транспортной задержки задаются относительно времени квантования.

В качестве алгоритма обучения нейронных сетей была выбрана байесовская регрессия. Данные реализации нейронных сетей приводятся в табл. 1.

На рис. 3–5 приводится распределение ошибки идентификации параметров динамических звеньев. В табл. 2 приводятся значения средней и максимальной ошибки идентификации.

Таблица 1

### Данные реализации нейронных сетей

Параметры НС	Размер обучающей выборки, вариаций	Распределение данных при обучении (тренировочные/валидационные/тестовые), %	Кол-во нейронов в скрытом/выходном слое
НС1, А-звено	150	70/15/15	20/2
НС2, Б-звено	250	50/25/25	29/3
НС3, В-звено	250	60/20/20	30/3

Таблица 2

### Значения средней и максимальной ошибки идентификации

Параметры	Размер тестовой выборки	$K$	$T_1$	$T_2$	$\tau$
НС1, А-звено	100 вариаций	Сред.: 0.67 Макс.: 4.42	Сред.: 1.21 Макс.: 9.67	—	—
НС2, Б-звено		Сред.: 0.75 Макс.: 5.62	Сред.: 1.85 Макс.: 19.1	—	Сред.: 2.21 Макс.: 10.9
НС3, В-звено		Сред.: 0.63 Макс.: 2.12	Сред.: 3.54 Макс.: 10.2	Сред.: 1.81 Макс.: 5,9	—

При тестировании системы идентификации параметров использовались данные тестовой выборки. Общее количество тестов было равно 100 для каждого звена. В большинстве тестов для всех динамических звеньев ошибка идентификации коэффициента передачи ( $K$ ) и постоянной времени ( $T_1$ ) была меньше 1 и 5 соответственно. Для апериодического звена 2-го порядка ошибка идентификации постоянной времени ( $T_2$ ) была меньше 4 в 94 тестах из 100. Ошибка идентификации транспортной задержки ( $\tau$ ) была меньше 6. Количество тестов, в которых ошибка идентификации параметров объектов была больше описанных значений, — незначительно.

Выбросы при идентификации параметров являются единичными случаями и обусловлены неспособностью нейронных сетей идентифицировать конкретные вариации параметров передаточной функции. В обучающей выборке было недостаточно схожих вариаций, на основании которых нейронные сети смогли бы корректно рассчитать параметры передаточной функции. Решением проблемы может быть увеличение данных обучающей выборки для нейронных сетей.



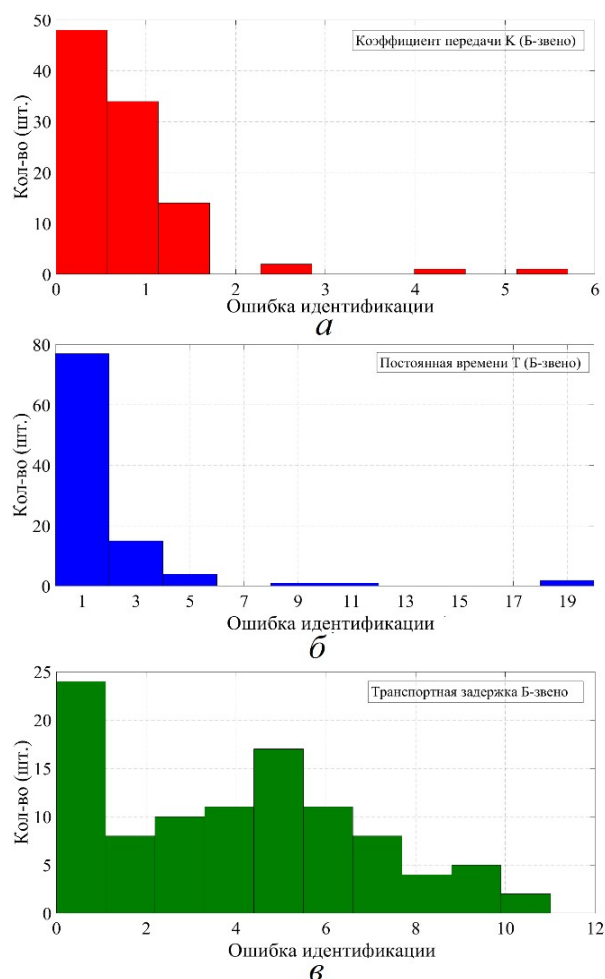


Рис. 4. Распределение ошибки идентификации Б-звена:  
 $a$  – коэффициент передачи;  $\bar{b}$  – постоянная времени;  $\bar{v}$  – транспортная задержка

В качестве входного вектора нейронные сети используют ранее идентифицированные параметры динамического звена. Выходной вектор нейронных сетей – коэффициенты регулятора. В качестве алгоритма обучения нейронных сетей была выбрана байесовская регрессия. Данные реализации нейронных сетей для блока «Проектирование регулятора» приведены в табл. 3. Значения параметров и структура регулятора передаются регулятору исполнительного контура.

Таблица 3

**Данные реализации нейронных сетей для блока  
«Проектирование регулятора»**

НС/параметры	Распределение данных при обучении (тренировочные/валидационные/тестовые), %	Кол-во нейронов в скрытом/выходном слое
НС1, А-звено	70/15/15	10/2
НС2, Б-звено	60/20/20	15/2
НС3, В-звено	60/20/20	21/3



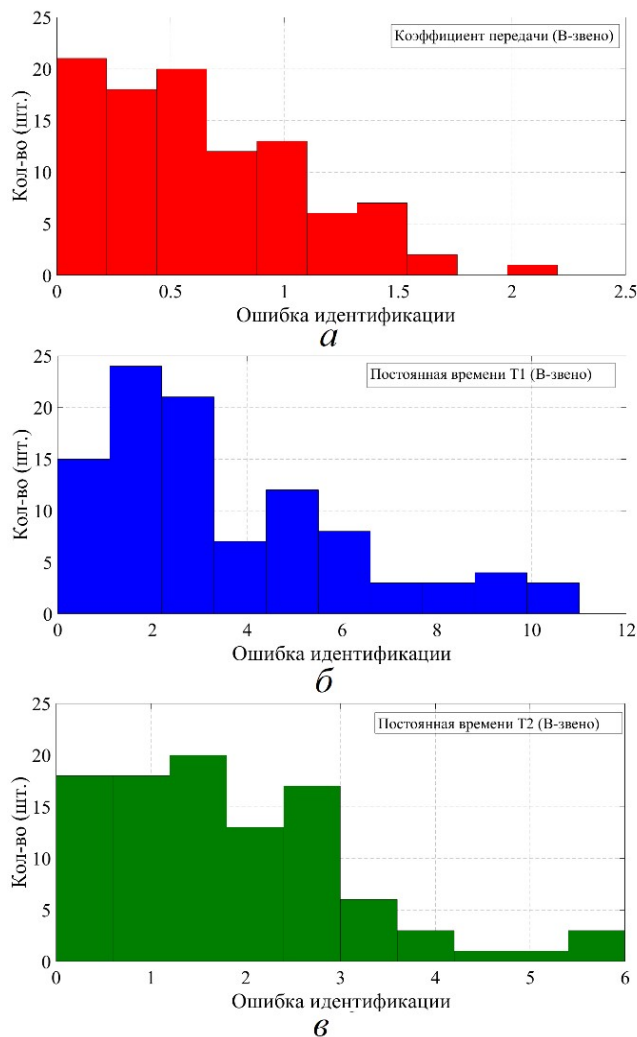


Рис. 5. Распределение ошибки идентификации параметров В-звена:  
 $a$  – коэффициент передачи;  $б$  – постоянная времени  $T_1$ ;  $в$  – постоянная времени  $T_2$

*Блок «Определение параметрического возмущения».* После завершения процедуры проектирования регулятора, когда выбрана структура и рассчитаны параметры регулятора, происходит настройка регулятора реальной САР, а также создание эталонной модели САР, которая рассчитывается в темпе процесса параллельно с реальной системой регулирования. Фактически эталонная модель выступает как модель «нормального» состояния. В процессе эксплуатации параметры реальной системы изменяются. Параметры эталонной модели остаются постоянными на всем интервале времени. Оценивая рассогласование между выходными сигналами эталонной модели и реальной системы, можно сделать вывод о наличии параметрического возмущения.

Определение параметрического возмущения происходит по суммарной ошибке рассогласования за определенное количество тактов. Если суммарная ошибка превышает критическое значение – наблюдается параметрическое возмущение. Если суммарная ошибка не превышает критического значения – пара-

метрическое возмущение отсутствует. В случае, когда в системе наблюдается параметрическое возмущение, – функция инициализирует процедуру повторной идентификации параметров объекта. Когда параметрическое возмущение отсутствует, система работает штатно.

*Исполнительный контур.* Контур представлен замкнутой системой управления с типовым регулятором.

### Вычислительный эксперимент

Для апробации разработанной системы в качестве объекта управления было выбрано последовательное соединение двух апериодических звеньев 1-го порядка со следующими параметрами:

$$W(s) = \frac{8}{42s + 1} * \frac{1}{5s + 1}.$$

*Идентификация параметров объекта управления.* После наблюдения динамики выходной величины объекта управления в течение 50 тактов каждая из нейронных сетей идентифицировала параметры динамических звеньев. Результаты идентификации параметров динамических звеньев приводятся в табл. 4.

Таблица 4

### Результаты идентификации параметров динамических звеньев

НС/параметры	Результат идентификации параметров динамических звеньев				Результат идентификации структуры ОУ
	$K$	$T_1$	$T_2$	$\tau$	$E_1, E_2, E_3$
НС 1, А-звено	8.7	47	–	–	27.9
НС 2, Б-звено	12,8	56	–	6.5	21.8
НС 3, В-звено	8.1	44	6.1	–	7.7

*Идентификация структуры ОУ.* Идентифицированные параметры были присвоены соответствующим динамическим звеньям. Далее происходит сравнение временных характеристик динамических звеньев и объекта управления на интервале 50 тактов времени. В табл. 4 приводятся значения суммарной ошибки рассогласования  $E_1, E_2, E_3$  для каждого динамического звена. Минимальная ошибка рассогласования была  $E_3$  – система идентифицировала объект как апериодическое звено 2-го порядка.

*Выбор структуры и расчет параметров регулятора.* Для апериодического звена 2-го порядка был спроектирован ПИД-регулятор со следующими параметрами:  $K_n = 0.18$ ;  $K_i = 0.0093$ ;  $K_d = 0.88$ . Для подтверждения точности расчета параметров регулятора нейронной сетью аналогичный расчет был сделан с помощью функции PIDTUNE пакета прикладных программ MATLAB и имел следующий результат:  $K_n = 0.17$ ;  $K_i = 0.0088$ ;  $K_d = 0.8$ . Отклонение параметров, рассчитанных нейронной сетью, от расчетов с помощью функции PIDTUNE составляет менее десяти процентов.

*Определение параметрического возмущения.* В работе предложено использовать количественный метод оценки. Определение параметрического возмущения происходит по суммарной ошибке рассогласования между

сигналами реальной системы и эталонной модели за определенное количество тактов. В качестве параметрического возмущения было выбрано изменение постоянной времени  $T_1$ . При определении параметрического возмущения заданное значение управляемой величины  $r(t)$  изменялось ступенчато с 0 до 1. Интервал времени, на котором рассчитывалась суммарная ошибка рассогласования, был равен 300 тактам. В качестве граничного значения суммарной ошибки рассогласования было выбрано значение 50. Если величина ошибки рассогласования превышает значение 50 на интервале времени 300 тактов – в системе есть параметрическое возмущение, срабатывает сигнальный триггер, требуется повторная идентификация параметров объекта. Если величина ошибки рассогласования меньше 50 на интервале времени 300 тактов – система работает штатно.

Выбранная амплитуда и количество тактов для расчета суммарной ошибки рассогласования использовались в качестве примера. При произвольном изменении задания управляемой величины алгоритм идентификации должен быть дополнен функцией экстраполяции. Количество тактов для расчета суммарной ошибки рассогласования может быть связано с интервалом изменения заданного значения управляемой величины  $r(t)$ . В табл. 5 приводится зависимость суммарной ошибки рассогласования от изменения постоянной времени  $T_1$ . На рис. 6 приводятся результаты моделирования замкнутой системы при разных значениях  $T_1$ .

Таблица 5

**Зависимость суммарной ошибки рассогласования от изменения постоянной времени  $T_1$**

$T_1$ (эталонная модель)	44		
$T_1$ (объект управления)	42	85	150
Ошибка рассогласования $d$	2.2	26.4	61.1

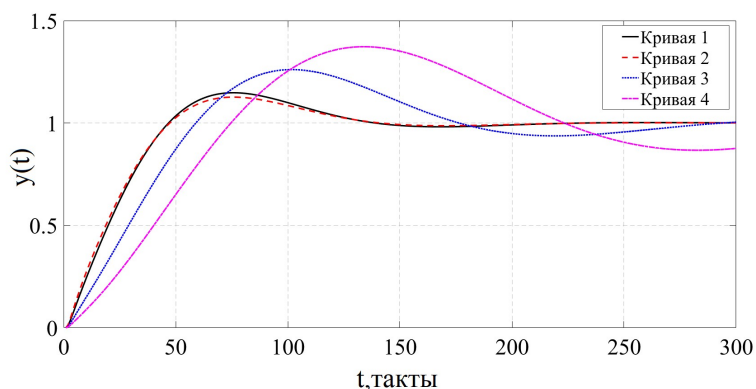


Рис. 6. Результат моделирования, изменение значения постоянной времени  $T_1$ : кривая 1 – выходной сигнал эталонной замкнутой системы с настроенным нейронной сетью ПИД-регулятором ( $T_1 = 44$ ); кривая 2 – выходной сигнал замкнутой системы ( $T_1 = 42$ ); кривая 3 – выходной сигнал замкнутой системы ( $T_1 = 85$ ); кривая 4 – выходной сигнал замкнутой системы ( $T_1 = 150$ )

## Заключение

Работа посвящена интеллектуальной системе адаптации типовых законов автоматического регулирования с функцией идентификации структуры и параметров объекта. Функционал разработанной системы позволяет решить комплекс взаимосвязанных задач: идентификация структуры и параметров объекта, проектирование типового регулятора, определение критического изменения параметров системы. Были разработаны и описаны структурные схемы интеллектуальной системы и подсистемы идентификации. Алгоритмы идентификации объекта и проектирования регулятора были реализованы на базе нейросетевых технологий. При тестировании алгоритмы показали приемлемую точность идентификации параметров объекта и расчета коэффициентов типового регулятора. Применение нейронных сетей в качестве инструмента реализации позволило унифицировать и ускорить процесс создания системы. Все этапы создания системы легко масштабировать, адаптировать и автоматизировать. Была разработана программа, которая автоматически формирует данные обучающей выборки для нейронных сетей как для системы идентификации, так и для алгоритма проектирования регулятора. В программе разработчик может выбрать нужные структуры моделей и задать диапазон изменения их параметров, автоматически сформировать выборку, обучить нейронные сети и реализовать систему управления для конкретной установки или установок одного типа. Время реализации такой системы управления в пакете прикладных программ MATLAB составляет 15–20 минут.

Таким образом, предлагаемые в работе решения пригодны для идентификации структуры и параметров объектов, которые могут быть описаны типовыми динамическими звеньями и их соединением, проектирования систем управления для этих объектов и диагностики изменения параметров объекта в процессе эксплуатации. Для внедрения в существующие системы управления технологическим процессом разработанная система может быть выполнена в виде программного кода и интегрирована в SCADA-систему.

## БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Глуценко А.И. Нейросетевая адаптивная настройка регуляторов для управления нестационарными технологическими объектами в металлургии: дисс. докт. техн. наук: 05.13.06 // Старооскольский технологический институт им. А.А. Угарова (филиал) Федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего образования «Национальный исследовательский технологический университет МИСИС». Старый Оскол, 2020. 304 с.
2. Михалевич С.С. Частотный метод параметрического синтеза ПИД-регулятора для стационарных, интервальных и многосвязных САУ: дисс. канд. техн. наук: 05.13.06 // Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Национальный исследовательский Томский политехнический университет». Томск, 2015. 149 с.
3. Денисенко В. ПИД-регуляторы: вопросы реализации // Современные технологии автоматизации. 2007. Ч. 1. № 4. С. 86–97.
4. Парфёнов С.В., Парфёнов В.И. Об одном решении задачи синтеза автоматических регуляторов в адаптивной системе управления отоплением // Вестник ЮУрГУ. 2012. № 23. С. 142–149.
5. Штейнберг Ш.Е., Сержин Л.П., Залуцкий И.Е., Варламов И.Г. Проблемы создания и эксплуатации эффективных систем регулирования // Промышленные АСУ и контроллеры. 2004. № 7. С. 1–7.
6. Омату С., Халид М., Юсуф Р. Нейроуправление и его приложения. Кн. 2 / Пер. Н.В. Батина. Под. ред. А.И. Галушкина, В.А. Птичкина. ИПРЖР. 2000. 272 с.

7. Бураков М.В. Нейронные сети и нейроконтроллеры: учеб. пособие. СПб.: ГУАП, 2013. 284 с.
8. 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.
9. Еременко Ю.И., Полещенко Д.А., Глущенко А.И. О применении нейросетевого оптимизатора параметров ПИ-регулятора для управления нагревательными печами в различных режимах работы // Управление большими системами: сборник трудов. 2015. №. 56. С. 143–175.
10. Еременко Ю.И., Глущенко А.И., Фомин А.В. Об оценке эффективности применения нейросетевого настройщика ПИ-регулятора, реализованного средствами Siemens Simatic S7 300/400, при управлении муфельной электронагревательной печью // Промышленные АСУ и контроллеры. 2017. № 9. С. 47–54.
11. Белов М.П., Носиров И.С., Белов А.М. Синтез нейросетевого регулятора двухмассовой электромеханической системы привода подачи токарного станка // СПБГЭТУ «ЛЭТИ». 2018. № 8. С. 70–76.
12. Soloway D., Haley P.J. Neural Generalized Predictive Control // Proceedings of the IEEE International Symposium on Intelligent Control. 18 September 1996. 15. P. 277–281.
13. Кузнецов А.В., Макарьянц Г.М. Разработка нейросетевой модели малоразмерного газотурбинного двигателя // Вестн. Самар. госуд. аэрокосм. ун-та им. академика С.П. Королёва (национального исследовательского университета). 2016. Т. 15, № 2. С. 131–144.
14. Лысенко Д.С., Данилушкин И.А. Динамическая модель котла-утилизатора на базе рекуррентной нейронной сети // Вестн. Самар. госуд. техн. ун-та. Сер. Техн. науки. 2020. Вып. 2 (65). С. 59–72.
15. Александров И.С., Григорьев Б.А., Герасимов А.А. Прогнозирование фазового поведения технологических фракций нефти на основе PC-SAFT уравнения состояния с использованием искусственных нейронных сетей // Научно-технический сборник «Вести газовой науки». 2018. № 5 (37). С. 4–11.
16. Трыков Е.Л., Трыкова И.В., Коцоев К.И. Обнаружение аномалий в работе реакторного оборудования с помощью нейросетевых алгоритмов // Моделирование процессов в объекте ядерной энергетики. 2020. № 3. С. 136–147.
17. Абрамов Н.С., Талалаев А.А., Фраленко В.П. Интеллектуальный анализ телеметрической информации для диагностики оборудования космического аппарата // Информационные технологии и вычислительные системы. 2016. № 1. С. 64–75.
18. Лохин В.М., Романов М.П. Интеллектуальные системы управления – перспективная платформа для создания техники нового поколения // Вестн. Москов. госуд. техн. ун-та МИРЭА. 2015. № 1(2). С. 1–24.
19. Романов М.П. Высокоточная система управления для сборочных роботов на основе ассоциативной памяти // Вестн. Москов. госуд. техн. ун-та МИРЭА. Сер. Роботизированные комплексы и системы технологии. 2015. Вып. 3 (8). С. 60–87.
20. Романов М.П., Киор С.В. Нейросетевая система управления прецизионного мехатронного модуля геостационарного космического аппарата // Вестн. Москов. госуд. техн. ун-та МИРЭА. Сер. Роботизированные комплексы и системы технологии. 2015. Вып. 3 (8). С. 88–107.
21. Барабанов А.Е. Применение метода наименьших квадратов для построения адаптивного оптимального управления линейным динамическим объектом // Автомат. и телемех. 1983. Вып. 12. С. 57–65.
22. Невельсон М.Б., Хасьминский Р.З. Стохастическая аппроксимация и рекуррентное оценивание. М.: Наука, 1972. 304 с.
23. Семенов А.Д., Артамонов Д.В., Брюхачев А.В. Идентификация объектов управления: учеб. пособие. Пенза: ПГУ, 2003. 211 с.
24. Aleksandrov A.G. Frequency Regulators // Autom. Remote Control. 1991. V. 52. No. 1. Part 1. P. 17–26.
25. Пьявченко Т.А. Метод идентификации промышленного объекта по его временной и частотной характеристикам // Известия ЮФУ. Техн. науки. 2010. № 7. С. 216–219.
26. Клюев А.С., Лебедев А.Т., Новиков С.И. Наладка систем автоматического регулирования барабанных паровых котлов. М.: Энергоатом издат, 1985. 279 с.
27. Андрюшин А.В., Сабанин В.Р., Смирнов Н.И. Управление и инноватика в теплоэнергетике. М: МЭИ, 2011. 392 с.

28. Царегородцев Е.Л., Сибильникова Н.П., Гольцев И., Ю. К вопросу моделирования и анализа системы управления водонагревателя, работающего на газе // Инновации и инвестиции. 2020. № 4. С. 190–194.
29. Кулаков Г.Т., Горелышева М.Л. Исследование влияния качества регулирования температуры перегретого пара на срок службы металла пароперегревателя котлов // Известия высших учебных заведений и энергетических объединений СНГ. Энергетика. 2009. № 4. С. 62–69.
30. Теплогидравлические модели оборудования электрических станций / Под общ. ред. Г.А. Филиппова, Ф.Ф. Пашенко. М.: ФИЗМАТЛИТ, 2013. 448 с.
31. Стрижнёв А.Г., Марков А.В., Русакович А.Н. Идентификация объекта управления по переходной характеристике замкнутой системы // Доклады БГУИР. 2012. № 5 (67). С. 65–72.
32. Пикина Г.А., Пащенко Ф.Ф. Идентификация переходных характеристик объектов в человеко-машинных системах // Моделирование систем. 2013. № 3 (37). С. 53–59.
33. Волков В.В. Моделирование и экспериментальная отработка системы терморегулирования калибровочного источника излучения на базе ПИД-регулятора // Вестн. Самар. ун-та. Аэрокосмическая техника, технологии и машиностроение. 2017. Т. 16. № 4. С. 101–107. DOI: 10.18287/2541-7533-2017-16-4-101-107
34. Рапопорт Э.Я., Рыбаков В.К. Системы подчиненного регулирования электроприводов постоянного тока. Самара: СамГТУ, 2003.
35. Гурецкий Х. Анализ и синтез систем управления с запаздыванием: Пер. с польского. М.: Машиностроение, 1974. 328 с.

*Статья поступила в редакцию 15 декабря 2021 г.*

# INTELLIGENT SYSTEM OF ADAPTATION TYPICAL LAWS AUTOMATIC REGULATION WITH THE FUNCTION OF IDENTIFICATION STRUCTURE AND PARAMETERS OBJECT

**D.S. Lysenko** \*

Samara State Technical University  
244, Molodogvardeyskaya st., Samara, 443100, Russian Federation

E-mail: dmitry-lusenko@yandex.ru

**Abstract.** *The structure of an intelligent system for adapting typical automatic control laws with the function of identifying the structure and parameters of an object has been developed and described. The developed system solves a complex of interrelated tasks: identification of the structure and parameters of an object, calculation and selection of the controller type, determination of parametric disturbances in a closed control loop. The intelligent system consists of three circuits: the identification circuit, the ACS design circuit, and the executive circuit. The tasks of the identification circuit include: identification of the structure and parameters of the object by observing the time characteristic of the object with a step action at the input; determination of the presence of a parametric disturbance by the method of comparative assessment of transient processes of the reference model and the real control object. According to the results of identifying the structure and parameters of the object, the controller is designed - the calculation of parameters and the choice of the type of controller. The executive circuit is represented by a closed control system. Neural networks were chosen as a tool for implementing the identification subsystem and the regulator design subsystem. As a prototype of the control object, typical dynamic links and their connections were chosen. The article contains: description of the structure of the intelligent system of adaptation of typical automatic control laws; description of subsystems for identifying and designing the regulator; structural and graphical diagrams, simulation results.*

**Keywords:** *intelligent control system, control theory, design of standard controllers, calculation of PID controller parameters, identification structure and parameters of an object, neural networks.*

## REFERENCES

1. *Glushchenko A.I.* Neural network adaptive adjustment of regulators for controlling non-stationary technological objects in metallurgy: thesis of Doctor of Technical Sciences: 05.13.06 // Starooskolsky Technological Institute. A.A. Ugarov (branch) of the Federal State Autonomous Educational Institution of Higher Education "National Research Technological University MISIS". Stary Oskol. 2020. 304 pp.
2. *Mikhailevich S.S.* Frequency method of parametric synthesis of PID-controller for stationary, interval and multi-connected automatic control systems: Ph.D. thesis: 05.13.06 // Federal State Autonomous Educational Institution of Higher Education "National Research Tomsk Polytechnic University". Tomsk. 2015. 149 pp.
3. *Denisenko V.* PID controllers: implementation issues. Part 1 // Modern automation technologies. 2007. No. 4. P. 86–97.
4. *Parfyonov S.V., Parfyonov V.I.* On one solution to the problem of synthesis of automatic controllers in an adaptive heating control system. YUrGU Bulletin. 2012. No. 23. P. 142–149.
5. *Serezhin L.P., Zalutsky I.E., Varlamov I.G.* Problems of creation and operation of effective control systems // Industrial ASU and controllers. 2004. No. 7. P. 1–7.
6. *Omatu S., Khalid M., Yusuf R.* Neurocontrol and its application. IPRJR. 2000. 272 p.
7. *Burakov M.V.* Neural networks and neurocontrollers: textbook. allowance. SPb.: GUAP, 2013.

---

\* *Dmitrij S. Lysenko, Postgraduate Student.*

- 284 p.
8. Neural network analogue of the PID controller when controlling a nonlinear object. Proceedings of the XVI All-Russian Scientific and Technical Conference of Students, Young Scientists and Specialists "New Information Technologies in Scientific Research", Ryazan, 2011. P. 199–201.
9. *Eremenko Yu.I., Poleshchenko D.A., Glushchenko A.I.* About applicationneural network optimizer of PI-controller parameters for controlling heating furnaces in different operating modes // Control of big systems: collection of works. 2015. No. 56. P. 143–175.
10. *Eremenko Yu.I., Glushchenko A.I., Fomin A.V.* About the assessment the efficiency of using the neural network adjuster of the PI controller, implemented by means of Siemens Simatic S7 300/400, when controlling muffle electric heating furnace // Industrial ASU and controllers. P. 47–54.
11. *Belov M.P., Nosirov I.S., Belov A.M.* Synthesis of a neural network controller for a two-mass electromechanical feed drive system for a lathe SPBGETU "LETI". 2018. No. 8. P. 70–76.
12. *Soloway D., Haley P.J.* Neural Generalized Predictive Control // Proceedings of the IEEE International Symposium on Intelligent Control. 1996. 15. P. 277–281.
13. *Kuznetsov A.V., Makaryants G.M.* Development of a neural network model of a small-sized gas turbine engine // Bulletin of the Samara State Aerospace University named after academician S.P. Korolyova (National Research University). 2016. Vol. 15, No. 2. P. 131–144.
14. *Lysenko D.S., Danilushkin I.A.* Dynamic model of a waste-heat boiler based on a recurrent neural network // Bulletin of the Samara State Technical University. Ser. Technical science. 2020. 2 (65). P. 59–72.
15. *Aleksandrov I.S., Grigoriev B.A., Gerasimov A.A.* Prediction of the phase behavior of technological oil fractions based on the PC-SAFT equation of state using artificial neural networks // Scientific and technical collection of news of gas science. 2018. 5(37). P. 4–11.
16. *Trykov E.L., Trykova I.V., Kotsoev K.I.* Detection of anomalies in the operation of reactor equipment using neural network algorithms // Modeling of processes in a nuclear power facility. 2020. 3. P. 136–147.
17. *Abramov N.S., Talalaev A.A., Fralenko V.P.* Intelligent analysis of telemetric information for diagnostics of spacecraft equipment // Information technologies and computing systems. 2016. 1. P. 64–75.
18. *Lokhin V.M., Romanov M.P.* Intelligent control systems – a promising platform for creating a new generation of technology // Bulletin of the Moscow State Technical University MIREA. 2015. 1(2). P. 1–24.
19. *Romanov M.P.* High-precision control system for assembly robots based on associative memory // Bulletin of the Moscow State Technical University MIREA "HERALD of MSTU MIREA". Ser. Robotic complexes and technology systems. 2015. 3(8). P. 60–87.
20. *Romanov M.P., Kior S.V.* Neural network control system of a precision mechatronic module of a geostationary spacecraft // Bulletin of the Moscow State Technical University MIREA "HERALD of MSTU MIREA". Ser. Robotic complexes and technology systems. 2015. 3(8). P. 88–107.
21. *Barabanov A.E.* Application of the least squares method for constructing an adaptive optimal control for a linear dynamic object. Avtomat. andtelemekh. 1983. 12. P. 57–65.
22. *Nevel'son M.B., Khas'minsky R.Z.* Stochastic approximation and recurrent estimation. M.: Nauka, 1972. 304 p.
23. *Semenov A.D., Artamonov D.V., Bryukhachev A.V.* Identificationobjects of management: Uchebn. allowance. Penza: PSU, 2003. 211 pp.
24. *Aleksandrov A.G.* Frequency Regulators // Autom. Remote Control. 1991. V. 52. No. 1. Part 1. P. 17–26.
25. *Piavchenko T.A.* Method for identifying an industrial facility by its time and frequency characteristics // Izvestia SFU. Technical science. 2010. No. 7. P. 216–219.
26. *Klyuev A.S., Lebedev A.T., Novikov S.I.* Adjustment of automatic control systems for drum steam boilers. M.: Energoatomizdat, 1985. 279 p.
27. *Andryushin A.V., Sabanin V.R., Smirnov N.I.* Management and innovation in heat power engineering. M.: MEI, 2011. 392 p.
28. *Tsaregorodtsev E.L., Sibilnikova N.P., Goltsev I.Y.* On the issue of modeling and analysis of the control system of a gas-fired water heater // Innovations and investments. 2020. No. 4. P. 190–194.
29. *Kulakov G.T., Gorelysheva M.L.* Study of the influence of the quality of superheated steam temperature control on the service life of the metal of the boiler superheater // News of higher



- educational institutions and energy associations of the CIS – Energy: a scientific, technical and industrial journal. 2009. No. 4. P. 62–69.
30. Thermal-hydraulic models of power station equipment. Ed. by G.A. Filipova, F.F. Pashchenko. M.: FIZMATLIT, 2013. 448 pp.
  31. *Strizhnev A.G., Markov A.V., Rusakovich A.N.* Identification of the control object by the transient characteristic of a closed system // Reports of BSUIR. 2012. No. 5(67). P. 65–72.
  32. *Pikina G.A., Pashchenko F.F.* Identification of transient characteristics of objects in human-machine systems // Modeling of systems. 2013. No. 3(37). P. 53–59.
  33. *Volkov V.V.* Modeling and experimental testing of the thermal control system of a calibration radiation source based on a PID controller // Bulletin of the Samara University. Aerospace engineering, technologies and mechanical engineering. 2017. V. 16, No. 4. P. 101–107.
  34. *Rapoport E.Y., Rybakov V.K.* Systems of subordinate regulation of DC electric drives. Samara: SSTU. 2003.
  35. *Guretsky H.* Analysis and synthesis of control systems with delay. M.: Mechanical Engineering, 1974. 328 p.