

## Раздел II. Проектирование информационно-управляющих и автоматизированных систем

УДК 004.89 + 681.5.037

DOI 10.23683/2311-3103-2017-9-34-44

А.И. Глущенко

### ОБ ОЦЕНКЕ УСТОЙЧИВОСТИ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ С НЕЙРОСЕТЕВЫМ НАСТРОЙЩИКОМ П-РЕГУЛЯТОРА ПРИ УПРАВЛЕНИИ ЭЛЕКТРОПРИВОДОМ ПОСТОЯННОГО ТОКА\*

Нейросетевой настройщик позволяет осуществлять в реальном времени подстройку П- и ПИ-регулятора для повышения качества переходных процессов для электромеханических объектов управления в процессе функционирования. Основной составляющей настройщика является нейронная сеть, обучение которой осуществляется в оперативном режиме в реальном времени с помощью метода обратного распространения ошибки. Скорость такого обучения определяется базой правил ситуаций, отражающей опыт инженера АСУ ТП по настройке рассматриваемых регуляторов. Значение скорости может оказаться чрезмерным для текущей ситуации, что может привести к значительному изменению параметров регулятора сетью, и, как следствие, к потере устойчивости системой управления. Для исключения такой ситуации предлагается оценивать устойчивость рассматриваемой системы управления путем применения функций Ляпунова. В отличие от существующих подходов, в данном случае не требуется знание модели объекта управления, а сама оценка производится в реальном времени, что позволяет ограничивать текущую скорость обучения нейронной сети. Предложенный подход апробирован на модели электропривода реверсивной прокатной клетки в контуре управления скоростью вращения ротора. Эксперименты проведены в условиях изменения задания по скорости для ситуаций, когда модель электропривода имеет номинальные значения параметров, в то время как П-регулятор скорости настроен неоптимально. Задачей настройщика являлся возврат значения параметра П-регулятора к значению, полученному в результате расчета по критериям технического оптимума. Полученные результаты подтверждают адекватность предложенного подхода, поскольку достаточное условие устойчивости системы управления не нарушалось в течение всех проведенных экспериментов.

Адаптивное управление; устойчивость; второй метод Ляпунова; нейросетевой настройщик; электропривод постоянного тока; контур скорости.

A.I. Glushchenko

### ON STABILITY ESTIMATION OF SYSTEM WITH P-CONTROLLER NEURAL NETWORK TUNER WITH DC DRIVE

A neural network tuner allows tuning in real time the P and PI controllers to improve the quality of transient processes for electromechanical objects of control in the process of their functioning. A main part of this tuner is a neural network. It is learned online with the help of the backpropagation method. A learning rate value for such learning is calculated by a rule base containing knowledge of a process automation engineer. This value may be too high for current situation. It might result in too quick controller parameters change made by the network. In its turn,

\* Исследование проведено при финансовой поддержке Министерства образования и науки РФ, договор №14.575.21.0133 (RFMEFI57517X0133).

*this can lead to instability of the control system under consideration. Trying to avoid such situation, we propose to estimate sustainability of the control system with the tuner using Lyapunov functions. In contrast to the existing methods, our approach does not require the plant model and functions online. This allows limiting the current learning rate for the neural network. Proposed method is applied to adjust speed P-controller parameter of a two-high reverse rolling mill model. Experiments, which main aim is to follow the speed setpoint graph, are conducted under the following conditions. The rolling mill model is used with its nominal parameters values, whereas the speed P-controller is non optimally tuned. The tuner task is to adjust the speed P-controller parameter back to the optimal value calculated in accordance with the technical optimum requirements. Obtained results allow concluding that proposed sustainability estimation method is adequate, since stability sufficiency condition has not been broken during experiments.*

*Adaptive control; sustainability; Lyapunov second method; neural tuner; DC drive; speed control loop.*

**Введение.** В настоящее время актуальной задачей является разработка адаптивных систем управления для промышленных агрегатов [1, 2]. Это обусловлено тем фактом, что реальные объекты управления являются нелинейными и, переходя из одного состояния в другое, изменяют значения своих параметров. Для эффективного управления нелинейным объектом необходим нелинейный регулятор, в то время как в промышленности в большинстве случаев применяются линейные П и ПИ алгоритмы управления с постоянными значениями параметров  $K_p$ ,  $K_I$  [1, 2]. В результате качество управления с течением времени ухудшается ввиду различных причин: 1) дрейф параметров объекта, 2) скачкообразные изменения значений параметров объекта из-за изменения параметров энергоносителя или нагрузки на объект. В свою очередь, это ведет к увеличению энергопотребления промышленным агрегатом.

Особенно актуальной данная проблема является для энергоемких отраслей промышленности, таких как металлургия [3]. Одним из наиболее энергоемких классов объектов в данной отрасли являются электромеханические системы. Они потребляют до 60 % всей электроэнергии, затрачиваемой на производство металла. Мощность отдельных агрегатов (в большинстве случаев – двигателей постоянного тока (ДПТ)) может достигать 1–10 МВт. Поэтому снижение энергопотребления агрегата даже 2–3 % за счет внедрения адаптивных систем управления (улучшения качества регулирования) уже позволит достичь существенный экономический эффект. При этом подходом, требующим наименьших затрат, является дальнейшее применение П или ПИ алгоритма управления, но с организацией подстройки его параметров онлайн [4]. В наибольшей степени подстройки требует контур скорости электропривода, где обычно применяется П-регулятор.

Множество существующих методов адаптивной настройки параметров линейных регуляторов можно разделить на две большие группы: 1) классические и 2) интеллектуальные. Обзор первой группы методов подробно приведен в [2, 5, 6]. В целом, применение классических методов автонастройки во многом затруднено наличием требования точной модели ОУ. Ее идентификация известными способами в условиях производства может приводить к существенно различающимся результатам даже из сходных начальных условий. При этом такая идентификация вообще не всегда возможна, так как внесение тестовых сигналов может нарушать технологический режим. Получаемые регуляторы, в большинстве случаев, весьма чувствительны к действию возмущений. Кроме того, выбор ключевых параметров таких методов не всегда очевиден.

Интеллектуальные методы (экспертные системы [7], нечеткая логика [8, 9], нейронные сети [10, 11]) позволяют решать рассматриваемую задачу, не требуя наличия модели объекта управления (ОУ). Такие системы в той или иной мере отражают опыт эксперта по настройке подобных регуляторов. Однако данным ме-

тодам также свойственны два основных недостатка. Первый из них – выбор ключевых параметров таких методов не всегда очевиден и требует проведения дополнительных экспериментов на ОУ. Для экспертных систем – это выбор величины коррекции коэффициентов регулятора в следствиях продукционных правил базы правил, для нечеткой логики – это выбор значений коэффициентов нормировки входов и выходов нечеткого настройщика, для нейронной сети – это составление автономной обучающей выборки необходимого объема и содержания для автономного обучения и определение скоростей и моментов времени, когда необходимо проводить оперативное обучение. В свою очередь, вопрос выбора скорости обучения тесно связан с оценкой устойчивости системы управления.

Интеллектуальным методом решения задачи онлайн настройки параметров линейных регуляторов, который позволяет преодолеть первый указанный недостаток, предлагая математически обоснованные подходы к выбору своих основных параметров, является нейросетевой настройщик [12, 13]. Однако вопрос оценки устойчивости системы управления с подобным настройщиком не решен и является предметом рассмотрения данного исследования.

Применение классических критериев оценки устойчивости в данном случае затруднено ввиду отсутствия модели ОУ. В этом случае целесообразным представляется использование второго метода Ляпунова [14]. Анализируя попытки применения данного подхода к оценке интеллектуальных систем управления, необходимо отметить следующее.

1. В работах [11, 15] при оценивании устойчивости системы управления с подстройкой параметров регулятора не рассматривается вопрос выбора скорости обучения нейронной сети, являющийся ключевым для подобных систем.

2. В работах [16, 17] производная функции Ляпунова определяется численно, а затем, на ее основе, вычисляется допустимая скорость обучения нейронной сети, которая выступает регулятором, а не настройщиком. Подход является перспективным, однако его необходимо адаптировать к рассматриваемому случаю.

Цель данной работы – разработка метода оценивания устойчивости системы управления с нейросетевым настройщиком параметра П-регулятора скорости электропривода постоянного тока с целью предотвращения ситуации, в которой оперативное обучение настройщика может привести к потере устойчивости системы управления.

**1. Постановка задачи.** Если рассматривать задачу управления скоростью ДПТ в случаях, когда ее значение ниже номинального, то система управления таким электроприводом является двухконтурной [18] – рис. 1.

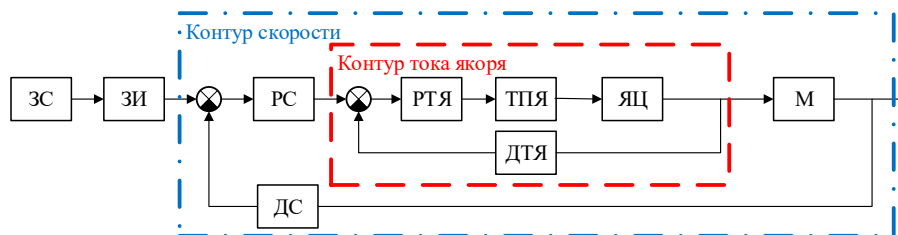


Рис. 1. Функциональная схема электропривода

Здесь ЗС – задание по скорости, ЗИ – задатчик интенсивности, РС – регулятор скорости, РТЯ – регулятор тока якоря, ТПЯ – тиристорный преобразователь цепи якоря, ЯЦ – якорная цепь двигателя, М – механика, ДТЯ – датчик тока якоря, ДС – датчик скорости. В данном исследовании рассматривается контур управления скоростью электропривода.

В рассматриваемом контуре ОУ представляет собой контур управления током якоря двигателя с передаточной функцией  $W_{current}$  и интегральное звено, описывающее механическую часть электропривода (1). Здесь  $J$  – момент инерции механики привода.

$$W(s) = W_{current}(s) \cdot \frac{1}{J \cdot s}. \quad (1)$$

Задачей контура управления скоростью ДПТ, изображенного на рис. 1, является отслеживание графика задания, которое изменяется по линейному закону. При этом переходные процессы должны происходить максимально быстро, однако перерегулирование, колебательность и статическая ошибка при этом должны находиться в пределах допуска по технологической инструкции. Именно такое регулирование позволит выполнять производственное задание за минимальное количество времени, интенсифицировать производство, снижая себестоимость продукции.

Электропривод уже находится в процессе эксплуатации. В контуре скорости используется П-регулятор, значение параметра  $K_{ps}$  которого было определено в процессе пуско-наладки в среднем на все режимы работы привода и с тех пор не изменялось. При этом значение  $J$  меняется в процессе работы технологического агрегата ввиду износа механической части привода и изменения момента нагрузки. Поэтому для поддержания одинаково высокого качества переходных процессов во всех режимах работы привода необходимо подстраивать значение параметра  $K_{ps}$ . Для этого предлагается применить безмодельный нейросетевой настройщик параметров П-регулятора [19].

При этом необходимо оценивать устойчивость системы управления с настройщиком, поскольку обучение интегрированной в него нейронной сети происходит в оперативном режиме. Целью исследования является разработка такого метода оценки устойчивости.

**2. Описание нейросетевого настройщика.** Нейросетевой настройщик П-регулятора представляет собой сочетание нейронной сети, ответственной за вычисление параметров регулятора и обучаемой оперативно в процессе работы, и базы правил ситуаций, определяющей когда необходимо вести обучение сети и с какой скоростью это делать (рис. 2).



Рис. 2. Функциональная схема нейросетевого настройщика

Выбор структуры нейронной сети настройщика осуществляется в соответствии с методом, приведенным в [13]. В данном случае сеть включает в себя входной слой с двумя нейронами ( $N_{input} = 2$ , величина задания по скорости и сама скорость вращения ротора электропривода), один скрытый слой с семью нейронами ( $N_{hidden} = 7$ ) и сигмоидальной функцией активации, выходной слой с одним нейроном ( $N_{output} = 1$ ) и линейной функцией активации. База правил для данного настройщика приведена в [19]. Сам настройщик вызывается дискретно, величина интервала дискретизации  $\Delta t$  вычисляется согласно [13].

В момент установки настройщика регулятора скорости в работающую систему управления электроприводом постоянного тока известно текущее значение  $K_{Ps}$  регулятора скорости. Для того, чтобы система с настройщиком в момент его запуска осталась устойчивой, необходимо, чтобы выходной сигнал нейронной сети совпадал с  $K_{Ps}$ . Добиться данной цели возможно путем предварительного автономного обучения такой сети, однако в реальности в условиях производства получение автономной обучающей выборки практически невозможно. Поэтому в исследовании предлагается метод инициализации нейронной сети, основанный на экстремальном подходе к обучению сети [20] (приведен в п.3).

Далее нейронная сеть обучается оперативно с помощью метода обратного распространения ошибки [13]. Скорость обучения нейронов скрытого слоя является постоянной величиной  $\eta^{(1)} = 10^{-4}$ . Скорость обучения нейрона выходного слоя  $\eta_1^{(2)}$  определяется базой правил. Ошибкой обучения  $e_1$  для него является скорость изменения рассогласования  $e$  (разность между заданием  $r$  и выходом ОУ  $y$ ):  $e_1(t) = e(t) - e(t - \Delta t)$ . В данной работе предлагается метод (см. п.4) предотвращения ситуации, когда вычисленная  $\eta_1^{(2)}$  по модулю будет слишком велика для текущей ситуации на ОУ.

**3. Инициализация нейронной сети настройщика.** В реальных условиях производства в большинстве случаев известен лишь коэффициент  $K_{Ps}$ , используемый в данный момент в П-регуляторе. Для автономного обучения НС этих данных недостаточно.

Эта проблема в данной работе решается следующим образом: весовые коэффициенты выходного слоя НС задаются таким образом, чтобы в момент запуска системы выход НС совпал с известным коэффициентом П-регулятора, применявшимся на ОУ до установки настройщика. Использование линейной функции активации на выходном слое позволило добиться этого путем применения метода экстремального обучения [20] (ELM). Он позволяет без итерационной процедуры обучить нейронную сеть. Обучение происходит на основе  $N_{hidden}$  наборов входных значений нейронной сети, собранных за  $N_{hidden}$  первых тактов ее функционирования (в это время в регуляторе используются значения параметров до установки настройщика). Каждый такой набор представляет собой следующую пару векторов  $(X^{(j)}, Y^{(j)})$ ,  $j=1, \dots, N_{hidden}$ , где  $X^{(j)}$  –  $j$ -й входной вектор сети, а  $Y^{(j)}$  –  $j$ -й выходной вектор.

Входные векторы образуют матрицу входных векторов  $X$  нейронной сети за  $N_{hidden}$  тактов ее работы, имеющую размерность  $N_{input} \times N_{hidden}$ . Выходные вектора образуют матрицу выходных значений  $Y$  нейронной сети, имеющую размерность  $N_{output} \times N_{hidden}$ . Эта матрица состоит из  $N_{hidden}$  одинаковых векторов по  $N_{output}$  элементов: текущие значения параметров регулятора.

Все веса между входным слоем и скрытым  $\omega_{ji}^{(1)}$ , а также все смещения нейронов скрытого слоя  $b_j^{(1)}$  задаются с помощью генератора случайных величин в диапазоне  $(-1; 1)$ , смещения всех нейронов выходного слоя  $b_k^{(2)}$  приравниваются к нулю.

Вычисление матрицы  $Y$  по матрице  $X$  на основе (2) возможно записать следующим образом (с учетом равенства нулю смещений нейронов выходного слоя и вида функции активации выходного слоя  $f^{(2)}(s) = s$ ):

$$Y = f^{(2)}(W^{(2)} \cdot f^{(1)}(W^{(1)}X + B^{(1)})) = W^{(2)} \cdot HO, \quad (2)$$

где  $W^{(1)}$  – матрица весовых коэффициентов между входным слоем и скрытым ( $N_{hidden} \times N_{input}$ ),  $W^{(2)}$  – матрица весовых коэффициентов между скрытым слоем и выходным ( $N_{output} \times N_{hidden}$ ),  $B^{(1)}$  – матрица, состоящая из  $N_{hidden}$  одинаковых векторов смещений нейронов скрытого слоя ( $N_{hidden} \times N_{hidden}$ ),  $HO$  – матрица, состоящая

из  $N_{hidden}$  векторов по  $N_{hidden}$  выходных значений нейронов скрытого слоя сети. Обучение сети заключается в вычислении матрицы весов между нейронами скрытого и выходного слоев  $W^{(2)}$  по формуле:

$$W^{(2)} = HO^+Y, \quad (3)$$

где  $HO^+ = (HO^T HO)^{-1} HO^T$  – псевдообратная матрица для  $HO$ .

Когда произведено обучение нейронной сети, то есть по формуле (3) получена матрица весовых коэффициентов выходного слоя  $W^{(2)}$ , при подаче на вход сети вектора входных значений  $X^{(j)}$  на выходе вычисляется первоначальное значение настроек регулятора. После первоначальной инициализации нейросетевой настройщик переходит в оперативный режим работы, и метод экстремального обучения в дальнейшем не используется.

**4. Оценка устойчивости системы управления с настройщиком.** Для оценки устойчивости был применен второй метод Ляпунова. В качестве функции Ляпунова была выбрана функция (4).

$$V(e_1) = \frac{1}{2} e_1^2(t). \quad (4)$$

В численном виде производная данной функции имеет вид (5).

$$\Delta V(t) = \frac{V(t + \Delta t) - V(t)}{\Delta t} = \frac{1}{\Delta t} \Delta e_1(t) * e_1(t) + \frac{1}{2\Delta t} \Delta e_1^2(t). \quad (5)$$

Расписав  $e_1(t)$  и  $\Delta e_1(t)$  через  $r(t)$  и  $y(t)$ , получим выражение (6).

$$\begin{cases} e_1(t) = r(t) - y(t) - (r(t - \Delta t) - y(t - \Delta t)) \\ \Delta e_1(t) = r(t) - 2r(t - \Delta t) + r(t - 2\Delta t) - y(t) + 2y(t - \Delta t) - y(t - 2\Delta t) \end{cases} \quad (6)$$

Подставим (6) в (5):

$$\begin{aligned} \Delta V(t) = & \frac{1}{2\Delta t} [3y^2(t) + y(t)(-6r(t) + 10r(t - \Delta t) - 4r(t - 2\Delta t) - 10y(t - \Delta t) + \\ & + 4y(t - 2\Delta t)) + 8y^2(t - \Delta t) + y(t - \Delta t)(10r(t) - 16r(t - \Delta t) + 6r(t - 2\Delta t) - \\ & - 6y(t - 2\Delta t)) + y^2(t - 2\Delta t) + y(t - 2\Delta t)(-4r(t) + 4r(t - \Delta t)) + 3r^2(t) + \\ & + r(t)(-10r(t - \Delta t) + 4r(t - 2\Delta t)) + 8r^2(t - \Delta t) - 6r(t - \Delta t)r(t - 2\Delta t) + r^2(t - 2\Delta t)] < 0. \end{aligned} \quad (7)$$

Достаточным критерием устойчивости рассматриваемой системы управления является отрицательность выражения (7). Данное выражение может быть вычислено в любой момент работы системы на основе фактических данных с датчика скорости и величины задания, не требуя наличия модели ОУ.

Данную оценку устойчивости возможно использовать для определения верхней границы  $\eta_{1 \max}^{(2)}$  для  $\eta_1^{(2)}$  в текущий момент времени. Для этого необходимо рассмотреть выражение (7) как квадратное неравенство относительно переменной  $y(t)$ . Решая неравенство, возможно найти интервал значений  $(y_{min}; y_{max})$ , в котором должно находиться реальное значений выхода ОУ  $y(t)$  для того, чтобы выполнялось достаточное условие устойчивости. Если данное неравенство вообще не имеет решения, то необходимо остановить работу нейросетевого настройщика. Если реальное рассчитанное значение  $\Delta V \geq 0$ , и 1) предполагается уменьшение  $K_{Ps}$ , то в качестве желаемого выхода ОУ  $y_{st}$  выбирается ближайшая к  $y(t)$  граница интервала  $(y_{min}; y_{max})$ ; 2) предполагается увеличение  $K_{Ps}$ , то – остановить работу настройщика. Если реальное рассчитанное значение  $\Delta V < 0$ , и 1) предполагается увеличение  $K_{Ps}$ , то в качестве желаемого выхода ОУ  $y_{st}$  выбирается ближайшая к  $y(t)$  граница интервала  $(y_{min}; y_{max})$ ; 2) предполагается уменьшение  $K_{Ps}$ , то в качестве желаемого выхода ОУ  $y_{st}$  выбирается середина интервала  $(y_{min}; y_{max})$ . Разница значений  $y(t)$  и  $y_{st}$  определяет, на сколько максимально может быть изменено значение  $K_{Ps}$  (8).

$$\Delta K_{P_{s \max}} = \frac{K_{P_s} \cdot (y_{st} - y(t))}{r(t) - y(t)}. \quad (8)$$

Далее для получения формулы определения верхней границы для скорости обучения необходимо воспользоваться математическими моделями метода оперативного обучения и самой нейронной сети, приведенными в работе [13], а также тем фактом, что в выходном слое сети используется линейная функция активации:

$$\eta_{1 \max}^{(2)} = \frac{\Delta K_{P_{s \max}}}{e_1 \cdot \left( \sum_{j=1}^{N_{hidden}} ((O_j^{(1)})^2) + 1 \right)}. \quad (9)$$

Здесь  $O_j^{(1)}$  – это выходной сигнал с  $j$ -го нейрона скрытого слоя нейронной сети настройщика. Фактически, для выполнения достаточного условия устойчивости необходимо, чтобы скорость обучения, вычисленная с помощью правил,  $\eta_1^{(2)}$  по модулю была меньше либо равна модулю значения  $\eta_{1 \max}^{(2)}$ , вычисленного по формуле (9). Если это условие нарушается, то для обучения на текущем такте работы настройщика вместо  $\eta_1^{(2)}$  используется значение  $\eta_{1 \max}^{(2)}$ .

**5. Апробация метода оценки устойчивости на модели электропривода постоянного тока.** Реверсивная двухвалковая прокатная клеть 1000 была выбрана для проведения моделирования. Для приведения валков в движение применяются электроприводы постоянного тока мощностью 3.5 МВт. Для данной клетки была построена математическая модель, приведенная на рис. 3.

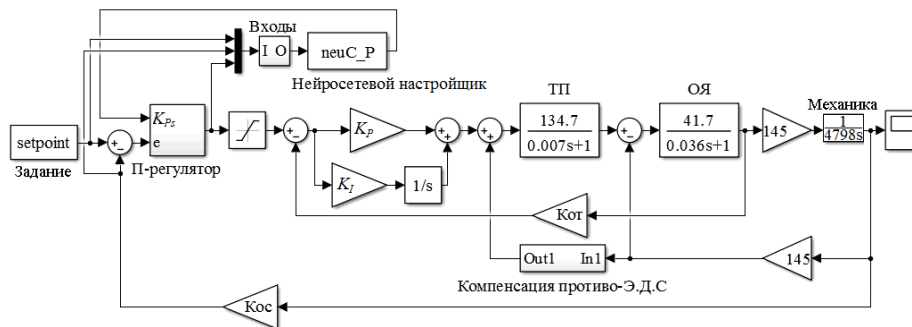


Рис. 3. Модель электропривода постоянного тока прокатной клетки

Здесь ТП – тиристорный преобразователь, ОЯ – обмотка якоря. Коэффициент обратной связи по скорости  $K_{oc}$  равен 0,637; коэффициент обратной связи по току  $K_{om}$  равен  $9,407 \cdot 10^{-4}$ .  $K_P = 0.489$  и  $K_I = 13.649$  – расчетные коэффициенты регулятора тока якоря согласно технического оптимума. Расчетное значение  $K_{P_s}$  в соответствии с требованиями технического оптимума равняется 1.745.

Задание для рассматриваемой клетки представляет собой график переключений между уставками 0 об/мин и 60 об/мин (прямой ход), затем остановка до 0 об/мин, а затем реверс до 60 об/мин и вновь остановка. Смена задания происходит по линейному графику со скоростью 8 В/с. Предъявлены следующие требования к качеству переходных процессов: отсутствие колебательности и перерегулирование  $\sigma$  в пределах 0.2–0.3 об/мин (т.е. около 0.4 % от 60). Нейросетевой настройщик реализован в виде S-функции *neuC\_P*. Он включает в себя нейронную сеть и базу правил, указанные в п.2. В данном случае значение  $\Delta t$  было вычислено как 5 мс. Было проведено два опыта.

В первом из них начальное значение  $K_{Ps}$  было принято равным 0.745. Задачей настройщика был его возврат к значению 1.745. Результаты эксперимента приведены на рис. 4.

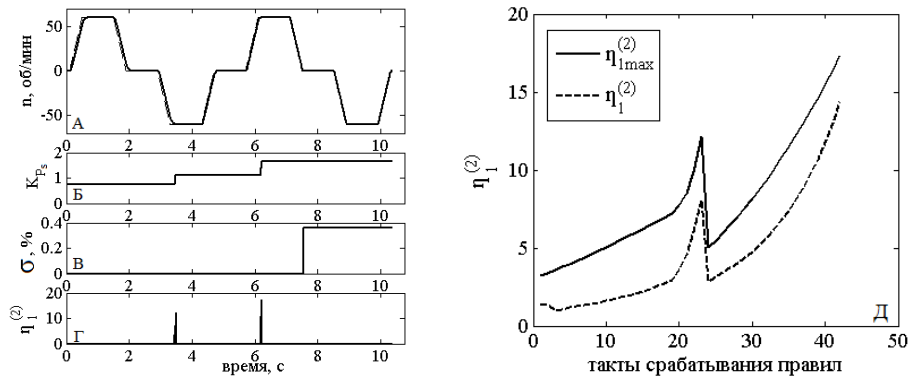


Рис. 4. Результаты эксперимента с уменьшенным начальным значением  $K_{Ps}$

Согласно рис. 4,б настройщик сумел вернуть расчетное значение  $K_{Ps}$  с погрешностью 5 % в течение 5 переходных процессов (рис. 4,а) по скорости (кроме того, в начальный момент времени настройщик выдал требуемое значение  $K_{Ps} = 0.745$ ). Это подтверждает и график перерегулирования на рис. 4,в, значение которого вошло в требуемый диапазон. На рис. 4,г показаны графики изменения скоростей обучения нейронной сети  $\eta_{1\max}^{(2)}$  и  $\eta_1^{(2)}$ . Для большей наглядности из данных графиков удалены моменты, когда скорости обучения равны нулю, и получены кривые, приведенные на рис. 4,д. Анализируя данные графики, возможно сделать вывод об адекватности выражений (7) и (9), поскольку кривая  $\eta_{1\max}^{(2)}$  практически все время выше кривой, определяемой правилами из базы правил настройщика.

Во втором опыте начальное значение  $K_{Ps}$  было принято равным 2.745. Задачей настройщика был его возврат к значению 1.745. Результаты эксперимента приведены на рис. 5. По данному рисунку можно сделать выводы, сходные с приведенными для рис. 4.

Сравнивая эти результаты с результатами работ [11, 15–17], необходимо отметить, что в данной работе, в отличие от упомянутых, удалось решить задачу оценки устойчивости настройщика, дав при этом рекомендации по вычислению скорости его обучения.

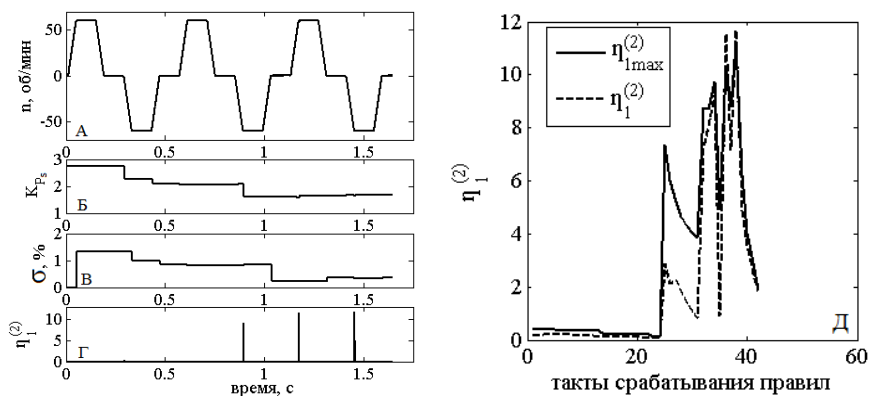


Рис. 5. Результаты эксперимента с увеличенным начальным значением  $K_{Ps}$



**Заключение.** В работе предложен частный подход к определению устойчивости системы управления с нейросетевым настройщиком П-регулятора скорости ДПТ. Он включает в себя обеспечение устойчивости при пуске настройщика (подход основан на экстремальном методе обучения) и непосредственно в процессе работы системы (подход основан на использовании функции и второго метода Ляпунова). Данные подходы не требуют наличия модели объекта управления. Проведенные эксперименты показали, что предложенные методы являются адекватными и позволяют обеспечивать выполнение достаточного критерия устойчивости системы по Ляпунову. В дальнейшем предполагается доработать и обобщить данные подходы, обеспечив их применимость для нагревательных ОУ и других типов электропривода.

## БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Astrom K.J., Wittenmark B.* Adaptive Control. – New York: Dower Publications, 2008. – 573 p.
2. *Александров А.Г., Паленов М.В.* Состояние и перспективы развития адаптивных ПИД-регуляторов в технических системах // Автоматика и телемеханика. – 2014. – № 2. – С. 16-30.
3. *Новиков Н.И., Новикова Г.В.* Топливо-энергетическая составляющая черной металлургии: проблемы и тенденции // Вестник Кемеровского государственного университета. – 2013. – Т. 1, № 4 (56). – С. 257-263.
4. *Ротач В.Я.* Теория автоматического управления. – 5-е изд., перераб. и доп. – М.: Изд-во МЭИ, 2008. – 396 с.
5. *Astrom K.J., Hagglund T.* Advanced PID Control. – Research Triangle Park: ISA – The Instrumentation, Systems, and Automation Society, 2006. – 461 p.
6. *Li Y., Ang K., Chong C.* Patents, software, and hardware for PID control – an overview and analysis of the current art // IEEE Control Systems Magazine. – 2006. – No. 26 (1). – P. 42-54.
7. *Calvo-Rolle J.L. et al.* A hybrid intelligent system for PID controller using in a steel rolling process // Expert Systems with Applications. – 2013. – Vol. 40, No. 13. – P. 5188-5196.
8. *Кудинов Ю.И. и др.* Построение и настройка нечеткого адаптивного ПИД-регулятора // Информатика и системы управления. – 2016. – № 3 (49). – С. 86-96.
9. *Erenoglu I., Eksin I., Yesil E. and etc.* An intelligent hybrid fuzzy PID controller. European Conference on Modelling and Simulation. – Bonn: European Council for Modelling and Simulation, 2006. – P. 62-67.
10. *Chen J., Huang T.* Applying neural networks to on-line updated PID controllers for nonlinear process control // Journal of Process Control. – 2004. – No. 14. – P. 211-230.
11. *Song Y., Guo J., Huang X.* Smooth Neuroadaptive PI Tracking Control of Nonlinear Systems with Unknown and Nonsmooth Actuation Characteristics // IEEE Transactions on neural networks and learning systems. – 2016. – Vol. 99. – P. 1-13.
12. *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. – 2015. – Вып. 56. – С. 143-175.
13. *Еременко Ю.И., Глущенко А.И.* О разработке метода выбора структуры нейронной сети для решения задачи адаптации параметров линейных регуляторов // Управление большими системами. – 2016. – Вып. 62. – С. 75-123.
14. *Луарингов А.М.* The general problem of stability of motion // International journal of control. – 1992. – Vol. 55. – P. 531-534.
15. *Макаров И.М., Лохин В.М., Манько С.В., Романов М.П., Ситников М.С.* Устойчивость интеллектуальных систем автоматического управления. Приложение к журналу // Информационные технологии. – 2013. – № 2. – 32 с.
16. *Cong S., Liang Y.* PID-like neural network nonlinear adaptive control for uncertain multivariable motion control systems // IEEE Transactions on Industrial Electronics. – 2009. – Vol. 56, No. 10. – P. 3872-3879.
17. *Kang J. et al.* An adaptive PID neural network for complex nonlinear system control // Neurocomputing. – 2014. – Vol. 135. – P. 79-85.
18. *Сташинов Ю.П.* К вопросу о настройке системы управления электропривода постоянного тока на модульный оптимум // Электротехника. – 2016. – № 1. – С. 2-7.

19. Еременко Ю.И., Глуценко А.И., Петров В.А. Об использовании нейросетевого настройщика для адаптации П-регулятора скорости электропривода прокатной клети // Мехатроника, автоматизация, управление. – 2017. – № 10 (18). – С. 685-692.
20. Huang G.B., Wang D.H., Lan Y. Extreme learning machines: a survey // International Journal of Machine Learning Cybernetics. – 2011. – No. 2. – P. 107-122.

#### REFERENCES

1. Astrom K.J., Wittenmark B. Adaptive Control. New York: Dower Publications, 2008, 573 p.
2. Aleksandrov A.G., Palenov M.V. Sostoyanie i perspektivy razvitiya adaptivnykh PID-regulyatorov v tekhnicheskikh sistemakh [Status and prospects of the development of adaptive PID controllers in technical systems], *Avtomatika i telemekhanika* [Automation and Remote Control], 2014, No. 2, pp. 16-30.
3. Novikov N.I., Novikova G.V. Toplivo-energeticheskaya sostavlyayushchaya chernoy metallurgii: problemy i tendentsii [The fuel energy component of ferrous metallurgy: problems and trends], *Vestnik Kemerovskogo gosudarstvennogo universiteta* [Bulletin of Kemerovo State University], 2013, Vol. 1, No. 4 (56), pp. 257-263.
4. Rotach V.Ya. Teoriya avtomaticheskogo upravleniya [Theory of automatic control.]. 5 ed. – Moscow: Izd-vo MEI, 2008, 396 p.
5. Astrom K.J., Hagglund T. Advanced PID Control. Research Triangle Park: ISA – The Instrumentation, Systems, and Automation Society, 2006, 461 p.
6. Li Y., Ang K., Chong C. Patents, software, and hardware for PID control – an overview and analysis of the current art, *IEEE Control Systems Magazine*, 2006, No. 26 (1), pp. 42-54.
7. Calvo-Rolle J.L. et al. A hybrid intelligent system for PID controller using in a steel rolling process, *Expert Systems with Applications*, 2013, Vol. 40, No. 13, pp. 5188-5196.
8. Kudinov Yu.I. i dr. Postroyeniye i nastroyka nechetkogo adaptivnogo PID-regulyatora [The construction and tuning of a fuzzy adaptive PID controller], *Informatika i sistemy upravleniya* [Informatics and control systems], 2016, No. 3 (49), pp. 86-96.
9. Erenoglu I., Eksin I., Yesil E. and etc. An intelligent hybrid fuzzy PID controller. European Conference on Modelling and Simulation. Bonn: European Council for Modelling and Simulation, 2006, pp. 62-67.
10. Chen J., Huang T. Applying neural networks to on-line updated PID controllers for nonlinear process control, *Journal of Process Control*, 2004, No. 14, pp. 211-230.
11. Song Y., Guo J., Huang X. Smooth Neuroadaptive PI Tracking Control of Nonlinear Systems with Unknown and Nonsmooth Actuation Characteristics, *IEEE Transactions on neural networks and learning systems*, 2016, Vol. 99, pp. 1-13.
12. Eremenko Yu.I., Poleshchenko D.A., Glushchenko A.I. O primeneniyei neyrosetevogo optimizatora parametrov PI-regulyatora dlya upravleniya nagrevatel'nyimi pechami v razlichnykh rezhimakh raboty [On the application of neural network optimizer parameters PI-controller for heating furnaces in different operation modes], *Upravlenie bol'shimi sistemami* [Managing large systems], 2015, Issue 56, pp. 143-175.
14. Eremenko Yu.I., Glushchenko A.I. O razrabotke metoda vybora struktury neyronnoy seti dlya resheniya zadachi adaptatsii parametrov lineynykh regulyatorov [On the development of a selection method of a neural network structure for solving the problem of adapting the parameters of the linear regulators], *Upravlenie bol'shimi sistemami* [Managing large systems], 2016, Issue 62, pp. 75-123.
15. Lyapunov A.M. The general problem of stability of motion, *International journal of control*, 1992, Vol. 55, pp. 531-534.
16. Makarov I.M., Lokhin V.M., Man'ko S.V., Romanov M.P., Sitnikov M.S. Ustoychivost' intellektual'nykh sistem avtomaticheskogo upravleniya. Prilozhenie k zhurnalu [The stability of the intelligent systems of automatic control], *Informatsionnye tekhnologii* [Information technology], 2013, No. 2, 32 p.
17. Cong S., Liang Y. PID-like neural network nonlinear adaptive control for uncertain multivariable motion control systems, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2009, Vol. 56, No. 10, pp. 3872-3879.
18. Kang J. et al. An adaptive PID neural network for complex nonlinear system control, *Neurocomputing*, 2014, Vol. 135, pp. 79-85.

19. *Stashinov Yu.P.* К вопросу о настройке системы управления электропривода постоянного тока на модульную оптимальность [To the question about the configuration of the control system of DC electric drive on the modular optimum], *Elektrotehnika* [Electrical engineering], 2016, No. 1, pp. 2-7.
20. *Eremenko Yu.I., Glushchenko A.I., Petrov V.A.* Об использовании нейросетевого настройщика для адаптации P-регулятора скорости электропривода прокатной клети [On the use of neural network Adjuster to adapt N-controller speed of the electric drive of rolling mill], *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie* [Mechatronics, automation, control], 2017, No. 10 (18), pp. 685-692.
21. *Huang G.B., Wang D.H., Lan Y.* Extreme learning machines: a survey, *International Journal of Machine Learning Cybernetics*, 2011, No. 2, pp. 107-122.

Статью рекомендовал к опубликованию д.ф.-м.н., профессор М.Е. Семенов.

**Глуценко Антон Игоревич** – Старооскольский технологический институт им. А.А. Угарова (филиал) ФГАОУ ВО НИТУ "МИСиС"; e-mail: strondutt@mail.ru; 309516 Белгородская обл., г. Старый Оскол, м-н Макаренко, 42; тел.: +74725451217; кафедра автоматизированных и информационных систем управления; к.т.н.; доцент

**Glushchenko Anton Igorevich** – Sary Oskol technological institute n.a. A.A. Ugarov (branch) NUST "MISIS"; e-mail: strondutt@mail.ru; 309516, Belgorod region, Sary Oskol, Makarenko microdistrict, 42; phone: +74725451217; the department of automated and information control system; cand. of eng. sc.; associate professor.

УДК 004.89:681.51

DOI 10.23683/2311-3103-2017-9-44-53

**Ю.И. Еременко, А.И. Глуценко, В.А. Петров**

### **О РАЗРАБОТКЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО НАСТРОЙЩИКА КОНТУРА СКОРОСТИ ЭЛЕКТРОПРИВОДА ПРОКАТНОЙ КЛЕТИ ДЛЯ СНИЖЕНИЯ ДИНАМИЧЕСКИХ НАГРУЗОК\***

*В статье рассматривается вопрос снижения динамических нагрузок электропривода прокатной клети. Динамические моменты, возникающие в механических передачах электроприводов, приводят к ускоренному старению оборудования, а, иногда, к выходу его из строя. Проведен краткий анализ основных способов решения данной задачи. Для снижения динамических нагрузок средствами системы управления предлагается использование нейросетевого настройщика регулятора контура скорости электропривода прокатной клети. Нейросетевой настройщик состоит из искусственной нейронной сети и базы правил, которая определяет моменты, в которые необходимо производить обучение сети, а также скорости обучения для каждого из нейронов выходного слоя. В статье разработан алгоритм работы базы правил для компенсации возмущающих воздействий, вызванных захватом прокатываемой заготовки, и снижения динамических нагрузок в момент возникновения возмущений. Нейросетевой настройщик, выявив момент начала возмущающего воздействия, изменяет коэффициенты ПИ-регулятора скорости электропривода в соответствии с этим алгоритмом. Основным достоинством предлагаемого метода является отсутствие необходимости построения модели объекта управления. В работе построена математическая модель системы управления главным электроприводом второй клети прокатного стана 350 Оскольского электрометаллургического комбината. Проведено математическое моделирование предлагаемой системы с учетом многомассовой механической части*

\* Исследование проведено при финансовой поддержке прикладных научных исследований Министерством образования и науки Российской Федерации, договор №14.575.21.0133 (RFMEFI57517X0133).