# О методе определения скорости обучения нейронной сети для задачи оперативной настройки линейных регуляторов при управлении нелинейными объектами

Глущенко А.И.
к.т.н., доц.

Кафедра Автоматизированных и информационных систем управления

# Содержание

Введение
1. Постановка задачи
2. Описание нейросетевого настройщика и методов его обучения
3. Оценка устойчивости системы управления с нейросетевым настройщиком
4. Метод оценки предельно допустимой скорости обучения НС настройщика
5. Результаты экспериментов с нагревательной печью
6. Результаты экспериментов с двигателем постоянного тока
Заключение

# Введение

Цель работы – разработка безмодельного метода построения нейросетевого настройщика параметров линейных П-/ПИ-регуляторов для объектов управления (ОУ), обладающих различной динамикой.

Актуальность исследования – противоречие между линейностью применяемых в промышленности законов регулирования и нелинейностью ОУ.

$$u(t) = K_P * e(t) + K_I * \sum_{\tau=0}^{t} e(\tau)\, dt$$

u(t) – управляющее воздействие с регулятора на ОУ,
e(t) – сигнал рассогласования,
$K_P$, $K_I$ – настраиваемые параметры ПИ-регулятора

# Введение

Решение проблемы – применение методов оптимального или адаптивного управления.

1) Оптимальное управление (Красовский А.А., Круглов С.П., Летов А.М., Ловчаков В.И., Оморов Т.Т.)

   Проблемы внедрения:
   1.1) требование наличия модели ОУ;
   1.2) сложность определения функциональной связи между реальными показателями качества управления и весовыми коэффициентами минимизируемого функционала оптимальности;

# Введение

2) Адаптивное управление. В качестве базового закона управления выбираем П/ПИ/ПИД алгоритм (Ротач В.Я.).

2.1) Методы на основе идентификации параметров ОУ: наблюдатели координат состояния (Бобцов А.А.), тестовые сигналы (Ротач В.Я., Шубладзе А.М., Александров А.Г., Pfeiffer B.–M., Kuhn U.). Проблемой является построение модели ОУ в условиях производства.

2.2) Методы на основе использования эталонной модели (градиентные методы и функций Ляпунова) (Рутковский В.Ю., Шпилевая О.Я.). Проблемами являются неопределенность в выборе шага градиентных методов и подверженность действию возмущений.

2.3) Gain Scheduling (Astrom K.J.). Строгий график уставок и состояний ОУ. Отсутствие учета дрейфа параметров.

# Введение

3) Адаптивная настройка параметров регулятора на основе интеллектуальных методов.

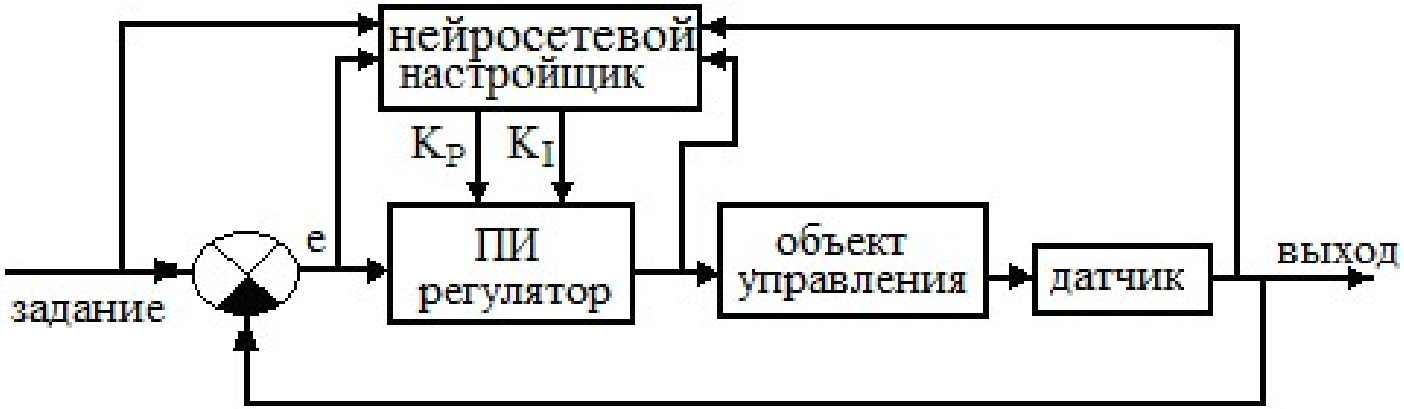
3.1) Интеллектуальные методы оптимизации – генетические алгоритмы, метод роя частиц (Unal M., Xia C.) – требуют наличия модели ОУ.

3.2) Экспертные системы (Макаров И.М., Лохин В.М., Anderson K.L., Lee T.H.) – отсутствие механизма оперативного обучения.

3.3) Нечеткая логика (Пащенко А.Ф., Кудинов Ю.И., Yesil E.) – необходимость в подборе и оперативной адаптации коэффициентов масштабирования.

3.4) Нейронные сети (Omatu S., Chen J., Reyes J., Ruano A.E., Васильев В.И.) – необходимость атвономного обучения.

# Постановка задачи




Система управления с нейросетевым настройщиком ПИ-регулятора

**Объект управления (печь нагрева и электропривод постоянного тока):**

$$W(s) = \frac{K_1}{T_1 s + 1} \cdot \frac{K_2}{T_2 s + 1} \cdot e^{-\tau \cdot s}$$

$W(s)$ – передаточная функция ОУ;
$K_1$ – коэффициент усиления ОУ;
$T_1$ – постоянная времени ОУ, с;
$K_2$ – коэффициент усиления термопары (равен 1) / тиристорного преобразователя;
$T_2$ – постоянная времени термопары / тиристорного преобразователя, с;
$\tau$ – время запаздывания, с.

# Постановка задачи

**Объект управления (для контура управления скоростью ДПТ):**

$$W(s) = W_{current}(s) \cdot \frac{1}{T_{MEX} s}$$

$W_{current}(s)$ – передаточная функция контура управления током якоря ДПТ;
$T_{MEX}$ – постоянная времени механической части электропривода;

$T_1$ , $K_1$ и $T_{MEX}$ меняют свои значения в процессе работы.

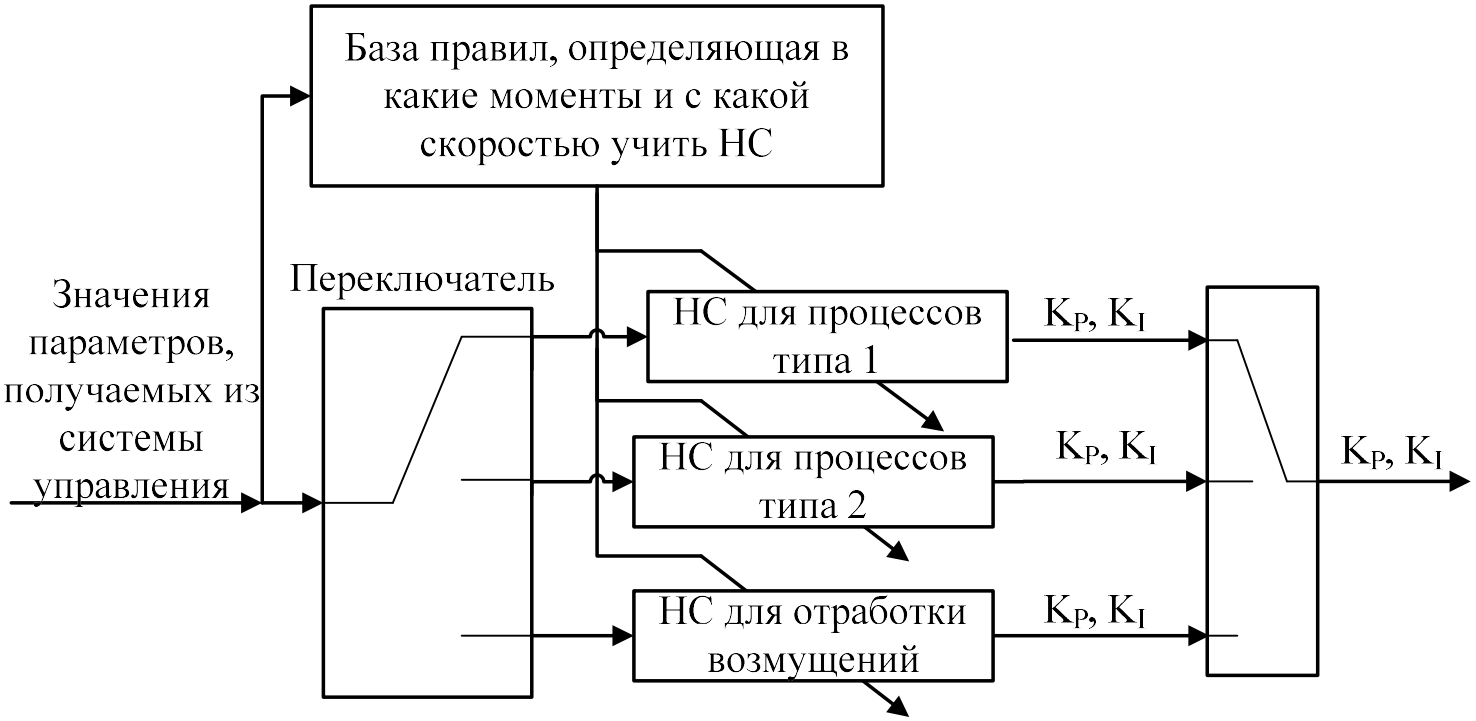
Заданы требуемые по технологическому регламенту значения перерегулирования, времени переходных процессов, колебательности и статической ошибки.

Известны графики изменения задания. Они могут иметь различный вид – ступенчатый; линейно нарастающий; формируемый внешним контуром.

ОУ (один вход – один выход) уже функционирует под управлением П-/ПИ-регулятора с постоянными параметрами. Модель ОУ неизвестна.

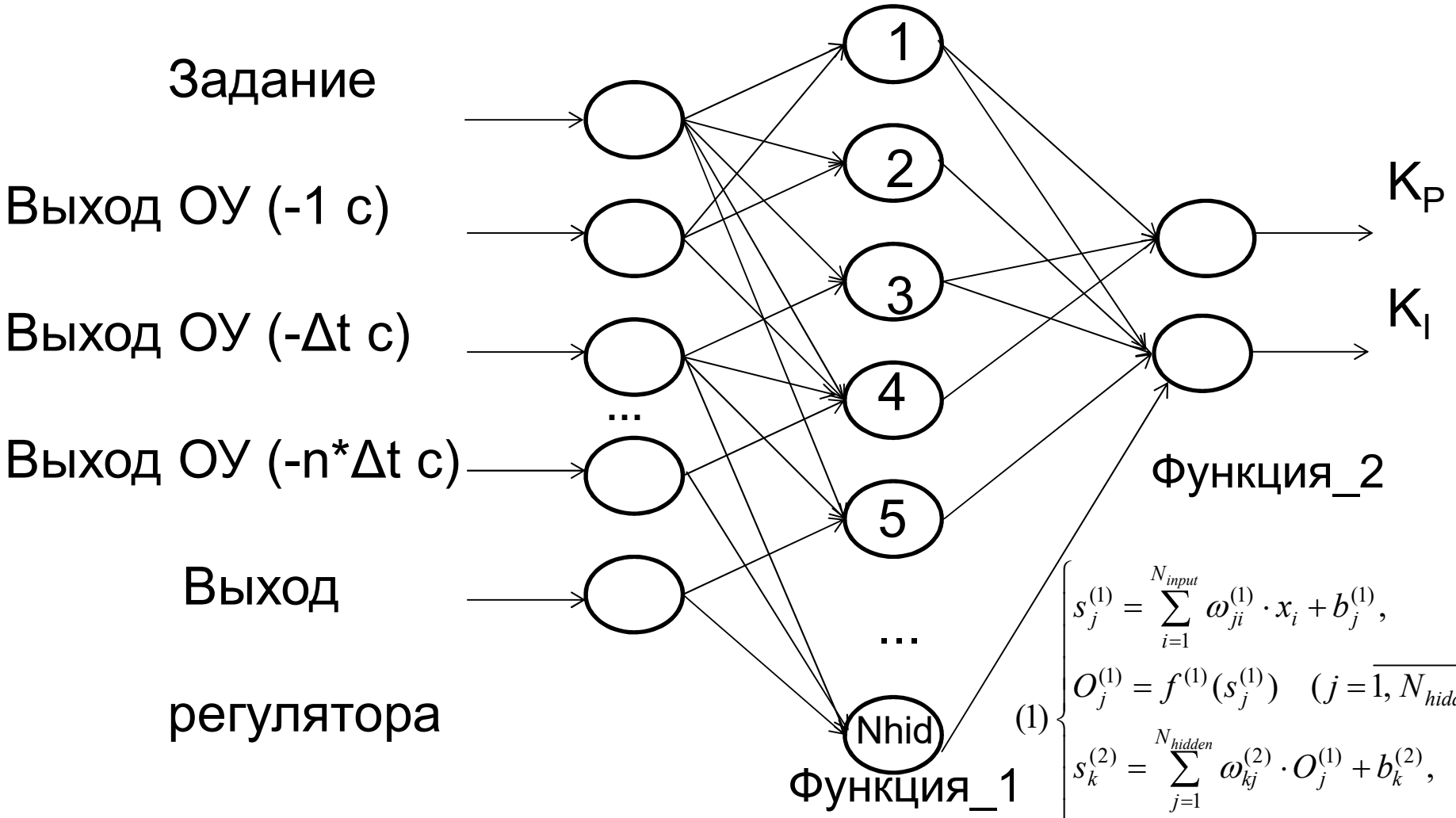
Задачей является подстройка (а не полное переопределение) коэффициентов регулятора в соответствии с изменениями режима работы ОУ.

# Структура нейросетевого настройщика



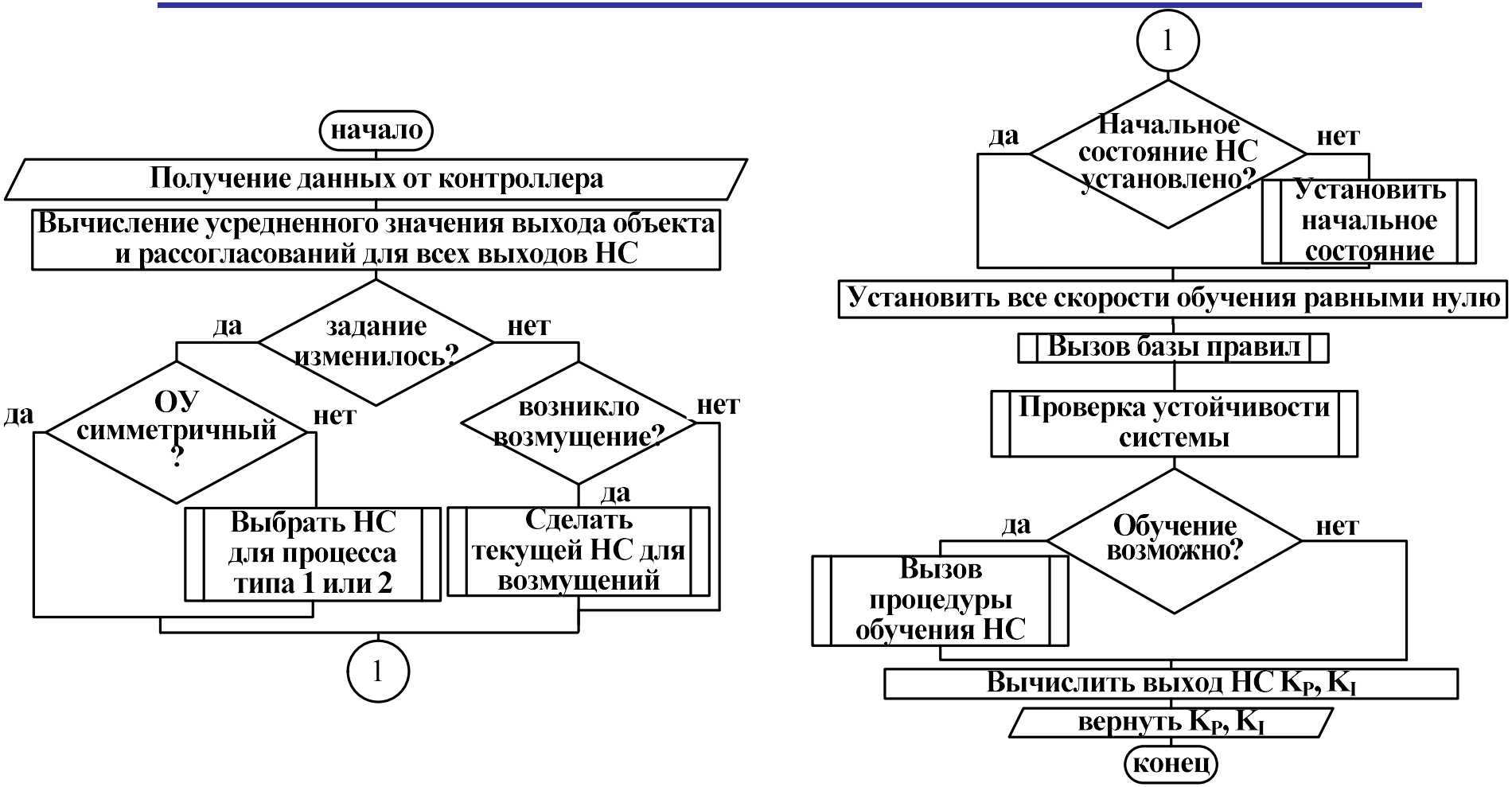

Функциональная схема нейросетевого настройщика параметров линейных регуляторов

# Общая структура нейронной сети




$$(1)\begin{cases} s_j^{(1)} = \sum_{i=1}^{N_{input}} \omega_{ji}^{(1)} \cdot x_i + b_j^{(1)}, \\ O_j^{(1)} = f^{(1)}(s_j^{(1)}) \quad (j = \overline{1, N_{hidden}}), \\ s_k^{(2)} = \sum_{j=1}^{N_{hidden}} \omega_{kj}^{(2)} \cdot O_j^{(1)} + b_k^{(2)}, \\ O_k^{(2)} = f^{(2)}(s_k^{(2)}) \quad (k = \overline{1, N_{output}}); \end{cases}$$

# Общий алгоритм работы нейросетевого настройщика



# Обучение нейронных сетей настройщика

1) Метод экстремального обучения (Extreme learning machine) для начальной инициализации НС. Ее выходы становятся равными тем параметрами П-/ПИ-регулятора, которые использовались до установки настройщика в систему. Автономная обучающая выборка не требуется

2) Оперативное обучение НС методом обратного распространения ошибки.

$$\begin{aligned}
\Delta\omega_{kj}^{(2)}(t) &= \eta_k^{(2)}\delta_k^{(2)}O_j^{(1)} + \alpha\Delta\omega_{kj}^{(2)}(t-\Delta t) + \beta\Delta\omega_{kj}^{(2)}(t-2\Delta t),\\
\Delta b_k^{(2)}(t) &= \eta_k^{(2)}\delta_k^{(2)} + \alpha\Delta b_k^{(2)}(t-\Delta t) + \beta\Delta b_k^{(2)}(t-2\Delta t),\\
\Delta\omega_{ji}^{(1)}(t) &= \eta^{(1)}\delta_j^{(1)}O_i^{(0)} + \alpha\Delta\omega_{ji}^{(1)}(t-\Delta t) + \beta\Delta\omega_{ji}^{(1)}(t-2\Delta t),\\
\Delta b_j^{(1)}(t) &= \eta^{(1)}\delta_j^{(1)} + \alpha\Delta b_j^{(1)}(t-\Delta t) + \beta\Delta b_j^{(1)}(t-2\Delta t),
\end{aligned} \qquad (2)$$

$$\delta_k^{(2)} = e_k\frac{dO_k^{(2)}}{ds_k^{(2)}},\ k=\overline{1,N_{output}} \qquad (3)$$

$$\delta_j^{(1)} = \sum_{k=1}^{N_{output}}[\delta_k^{(2)}\omega_{kj}^{(2)}]\frac{dO_j^{(1)}}{ds_j^{(1)}},\ j=\overline{1,N_{hidden}}, \qquad (4)$$

$$e_2(t) = r(t) - y(t), \quad e_1(t) = e_2(t) - e_2(t-\Delta t), \quad (5)$$

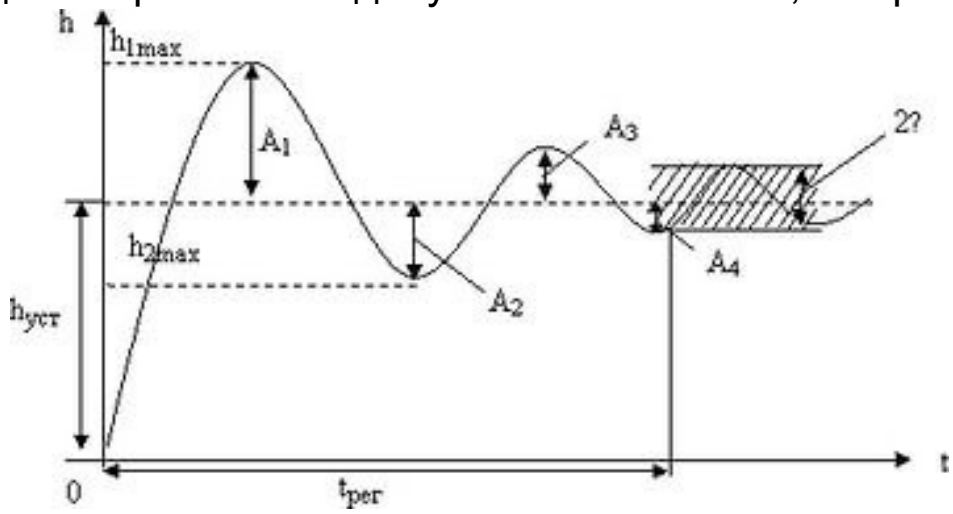
# Оценка технической устойчивости системы управления с настройщиком

1) ANDERSON K.L., BLANKENSHIP G.I., LEBOW L.G. A rule-based adaptive PID controller // Proc. 27th IEEE Conf. Decision. Control, 1988. – P. 564–569.

Система неустойчива, если амплитуда пиков переходной характеристики со временем увеличивается. Решение принимается по трем последним пикам.

2) NESLER C.G. Experiences in applying adaptive control to thermal processes in buildings // Proc. Amer. Control Conf., Boston, MA, 1985. – P. 1535–1540.

Изначально определяется максимально допустимая величина перерегулирования и допустимое число пересечения задания переходной характеристикой. Если характеристики текущего переходного процесса превышают допустимые значения, то процесс считается неустойчивым.



# Подходы к оценке устойчивости на основе второго метода Ляпунова


1.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. PP. – № 99. – P. 1-13. Kang J. et al. An adaptive PID neural network for complex nonlinear system control // Neurocomputing. – 2014. – Vol. 135. – P. 79-85.

2.Kang J. et al. An adaptive PID neural network for complex nonlinear system control // Neurocomputing. – 2014. – Vol. 135. – P. 79-85.

3.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.

4.Терехов В.А. Нейросетевые системы управления: Учеб. пособие для вузов / В.А. Терехов, Д.В. Ефимов, И.Ю. Тюкин. – М.: Высш. шк., 2002. – 183 с.: ил.

5.C. Han  A Type of Directly Self-adaptive PID Controller Based on Neural Network. Proceedings of 4th National Conference on Electrical, Electronics and Computer Engineering (NCEECE 2015). – Amsterdam: Atlantis Press, 2016. – P.1512-1515.

6.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. – №. 10. – P. 3872-3879.

7.Andrášik A., Mészáros A., de Azevedo S.F. On-line tuning of a neural PID controller based on plant hybrid modeling // Computers & chemical engineering. – 2004. – Vol. 28. – №. 8. – P. 1499-1509.

# Подходы к оценке устойчивости на основе второго метода Ляпунова

В работах [2, 4-7] нейронная сеть рассматривается как регулятор, а не настройщик его параметров.

В работе [3] используется эталонная модель объекта управления, при этом остается проблема выбора шага адаптации.

В работе [1] оценивается устойчивость системы управления с нейронной сетью, настраивающей параметры ПИ-регулятора, однако скорость обучения принимается постоянной и выбирается исследователем.

# Выбор вида функции Ляпунова

Функция Ляпунова для линейных систем является квадратичной формой фазовых координат системы.

Для нелинейных и нестационарных систем используется, в частности, вид функции Ляпунова, предложенный А.И. Лурье и В.И. Постниковым.

$$V = R(x) + b\int_0^{\sigma} \varphi(\xi)d\xi$$

где квадратичная форма R(x) имеет вид (x – вектор фазовых координат системы):

$$R(x) = xHx$$

Второе слагаемое – «интеграл от нелинейности системы».

В качестве него в различных работах используют сумму квадратов приращений настраиваемых величин: сигнала управления, параметров регулятора; а также разницу между желаемыми и реальными параметрами.

В данном случае и фазовыми координатами системы, и величинами, влияющими на ее нелинейность, являются величины ошибок $e_1$, $e_2$, в соответствии с которыми ведется обучение НС.

# Выбор вида функции Ляпунова

Вид функции Ляпунова: $V(E)=\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N_{output}} e_i^{\,2}(t)$ (6)

$e_1$ и $e_2$ вычисляются по формуле (5).

Производная функции Ляпунова по времени:

$$\Delta V(t)=\frac{V(t+\Delta t)-V(t)}{\Delta t}=\frac{1}{2\Delta t}\sum_{i=1}^{N_{output}}(e_i^{\,2}(t+\Delta t)-e_i^{\,2}(t))=$$

$$=\frac{1}{2\Delta t}\sum_{i=1}^{N_{output}}(e_i(t+\Delta t)-e_i(t))*(e_i(t+\Delta t)+e_i(t))= \qquad (7)$$

$$=\frac{1}{2\Delta t}\sum_{i=1}^{N_{output}}\Delta e_i(t)*(2e_i(t)+\Delta e_i(t))=\frac{1}{\Delta t}\sum_{i=1}^{N_{output}}\Delta e_i(t)*e_i(t)+\frac{1}{2\Delta t}\sum_{i=1}^{N_{output}}\Delta e_i^{\,2}(t).$$

Система устойчива, если ее производная не положительная: $\Delta V(t)\leq 0$

Итоговый вид для производной функции Ляпунова зависит от формы изменения уставки: ступенчатая (не меняется в течение всего переходного процесса) или линейно-нарастающая.

# Производная функции Ляпунова (ПИ-регулятор)

Для неступенчатого графика заданий (*r(t)* – задание, *y(t)* – выход ОУ):

(8) $$\begin{cases} e_1(t) = \Delta e(t) = (r(t) - y(t)) - (r(t-\Delta t) - y(t-\Delta t)) \\ e_2(t) = e(t) = r(t) - y(t) \end{cases}$$

(9) $$\begin{cases} \Delta e_1(t) = r(t) - 2r(t-\Delta t) + r(t-2\Delta t) - y(t) + 2y(t-\Delta t) - y(t-2\Delta t) \\ \Delta e_2(t) = r(t) - y(t) - r(t-\Delta t) + y(t-\Delta t) \end{cases}.$$

Для ступенчатого графика заданий *r(t) = r(t-Δt):*

(10) $$\begin{cases} e_1(t) = \Delta e(t) = (r(t) - y(t)) - (r(t) - y(t-\Delta t)) = y(t-\Delta t) - y(t) \\ e_2(t) = e(t) = r(t) - y(t) \end{cases}.$$

(11) $$\begin{cases} \Delta e_1(t) = 2y(t-\Delta t) - y(t) - y(t-2\Delta t) \\ \Delta e_2(t) = y(t-\Delta t) - y(t) \end{cases}.$$

# Производная функции Ляпунова (ПИ-регулятор)

Итоговый вид производной функции Ляпунова для неступенчатого графика заданий:

$$\Delta V(t)=\frac{1}{\Delta t}\sum_{i=1}^{2}\Delta e_i(t)*e_i(t)+\frac{1}{2\Delta t}\sum_{i=1}^{2}\Delta e^2{}_i(t)=\frac{1}{2\Delta t}[6y^2(t)+$$
$$+y(t)(-12r(t)+14r(t-\Delta t)-4r(t-2\Delta t)-14y(t-\Delta t)+$$
$$+4y(t-2\Delta t))+9y^2(t-\Delta t)+y(t-\Delta t)(14r(t)-18r(t-\Delta t)+ \quad (12)$$
$$+6r(t-2\Delta t)-6y(t-2\Delta t))+y^2(t-2\Delta t)+y(t-2\Delta t)(-4r(t)+$$
$$+4r(t-\Delta t))+6r^2(t)+r(t)(-14r(t-\Delta t)+4r(t-2\Delta t))+$$
$$+9r^2(t-\Delta t)-6r(t-\Delta t)r(t-2\Delta t)+r^2(t-2\Delta t)]\le 0$$

Итоговый вид производной функции Ляпунова для ступенчатого графика заданий:

$$\Delta V(t)=\frac{1}{\Delta t}\sum_{i=1}^{1}\Delta e_i(t)*e_i(t)+\frac{1}{2\Delta t}\sum_{i=1}^{1}\Delta e^2{}_i(t)=\frac{1}{2\Delta t}[6y^2(t)+$$
$$+9y^2(t-\Delta t)+y^2(t-2\Delta t)-14y(t)y(t-\Delta t)+4y(t)y(t-2\Delta t)- \quad (13)$$
$$-6y(t-\Delta t)y(t-2\Delta t)+2r(t)(y(t-\Delta t)-y(t))]\le 0$$

$\Delta t \ge 0$. Все составляющие производной измерены и известны в конкретный момент времени. $\Delta V$ может быть вычислено, что позволит судить об устойчивости системы управления в текущий момент.

# Производная функции Ляпунова (П-регулятор)

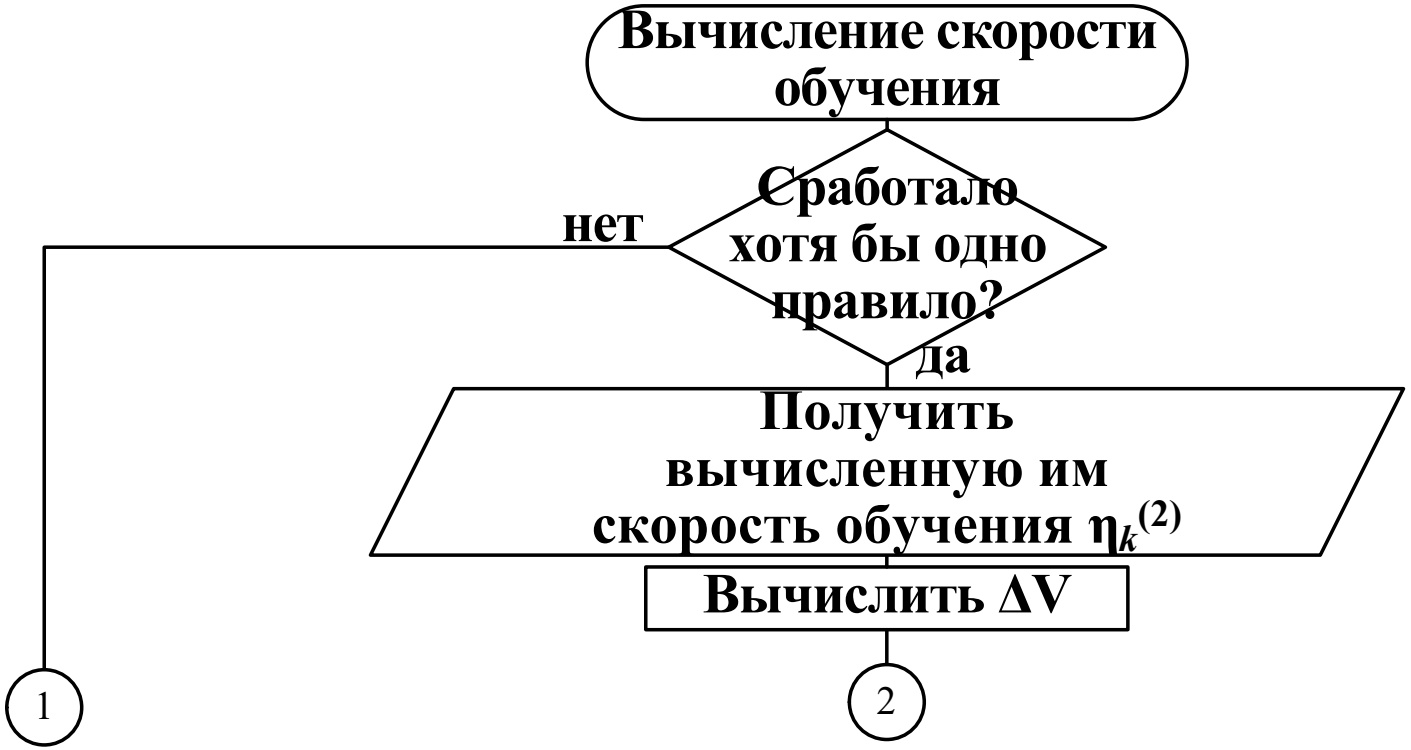
Итоговый вид производной функции Ляпунова для неступенчатого графика заданий:

$$
\begin{aligned}
&\Delta V(t) = \frac{1}{\Delta t}\sum_{i=1}^{1}\Delta e_i(t) * e_i(t) + \frac{1}{2\Delta t}\sum_{i=1}^{1}\Delta e^2{}_i(t) = \frac{1}{2\Delta t}[3y^2(t) + \\
&+ y(t)(-6r(t) + 10r(t-\Delta t) - 4r(t-2\Delta t) - 10y(t-\Delta t) + \\
&+ 4y(t-2\Delta t)) + 8y^2(t-\Delta t) + y(t-\Delta t)(10r(t) - 16r(t-\Delta t) + \\
&+ 6r(t-2\Delta t) - 6y(t-2\Delta t)) + y^2(t-2\Delta t) + y(t-2\Delta t)(-4r(t) + \\
&+ 4r(t-\Delta t)) + 3r^2(t) + r(t)(-10r(t-\Delta t) + 4r(t-2\Delta t)) + \\
&+ 8r^2(t-\Delta t) - 6r(t-\Delta t)r(t-2\Delta t) + r^2(t-2\Delta t)] \le 0
\end{aligned}
\tag{14}
$$

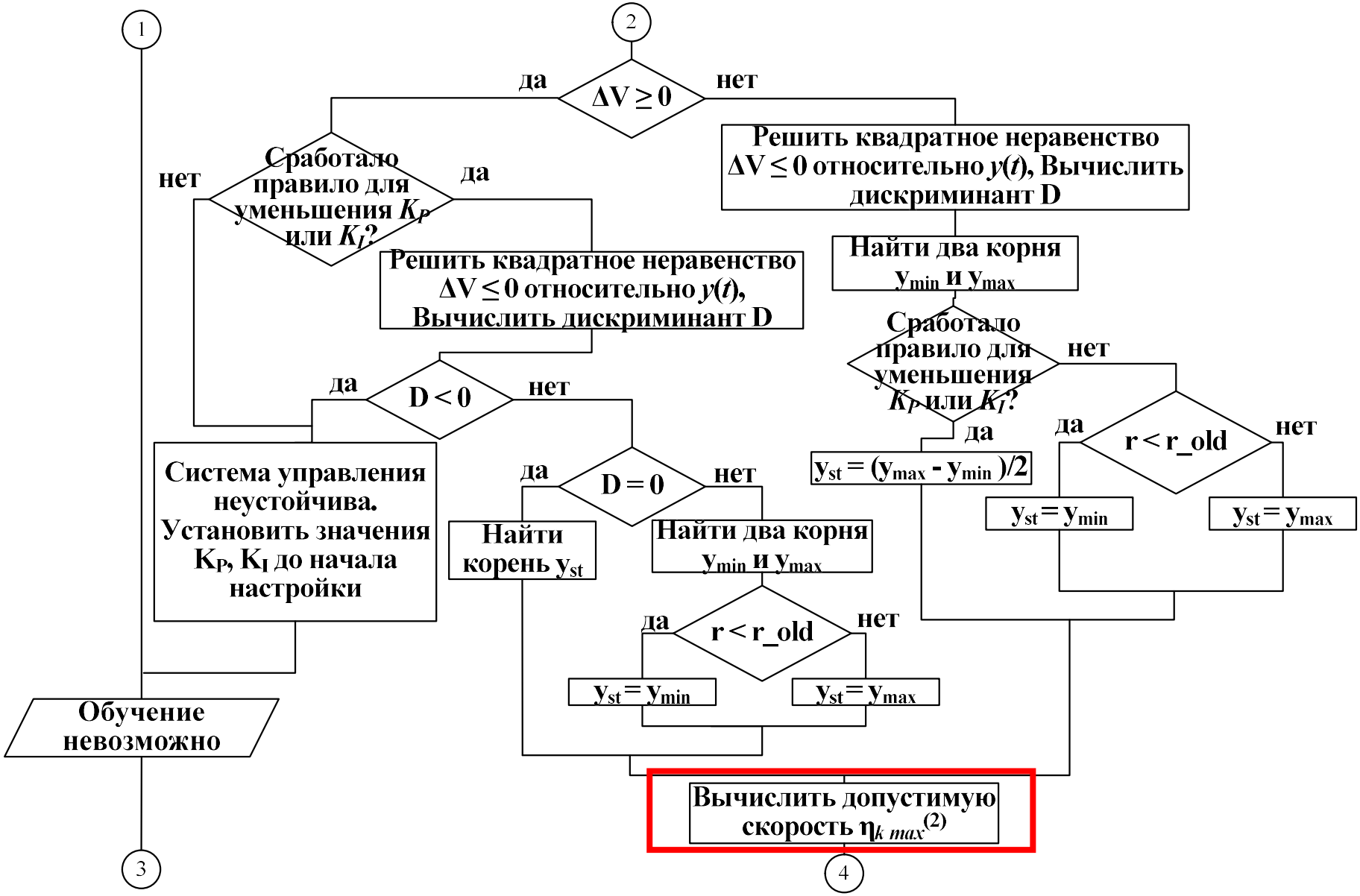
Итоговый вид производной функции Ляпунова для ступенчатого графика заданий:

$$
\begin{aligned}
&\Delta V(t) = \frac{1}{\Delta t}\sum_{i=1}^{1}\Delta e_i(t) * e_i(t) + \frac{1}{2\Delta t}\sum_{i=1}^{1}\Delta e^2{}_i(t) = \frac{1}{2\Delta t}[3y^2(t) + \\
&+ y(t)(-10y(t-\Delta t) + 4y(t-2\Delta t)) + 8y^2(t-\Delta t) + \\
&+ y(t-\Delta t)(-6y(t-2\Delta t)) + y^2(t-2\Delta t)] \le 0
\end{aligned}
\tag{15}
$$

# Определение предельной скорости обучения НС



# Определение предельной скорости обучения НС



# Вычисление допустимой скорости обучения НС

В настоящий момент известен текущий сигнал управления:

$$u(t) = u_p(t)+u_i(t).$$
$$u_p(t)= K_P(t)\cdot e(t),\ e(t) = r(t) - y(t);$$

$u_p(t)$ – составляющая сигнала управления с П-канала регулятора;
$u_i(t)$ – составляющая сигнала управления с И-канала регулятора.

Если бы выход ОУ в текущий момент был бы равен $y_{st}(t)$, то сигнал управления имел бы следующую амплитуду:

$$u_{st}(t) = u_{p\ st}(t) + u_i(t).$$
$$u_{p\ st}(t) = K_P(t)\cdot e_{st}(t),\ e_{st}(t) = r(t) - y_{st}(t).$$

$u_{p\ st}(t)$ – составляющая сигнала управления с П-канала при условии, что выход ОУ равен $y_{st}(t)$.

Соответственно, сигнал управления может быть изменен максимум

$$\Delta u(t) = (u(t) - u_{st}(t)).$$

# Вычисление допустимой скорости обучения НС

Если требуется коррекция $K_P$, то максимально допустимая коррекция $K_P$ рассчитывается как

$$\Delta K_1 = \Delta K_P \le (\Delta u(t) / e(t)).$$

Если требуется коррекция $K_I$, то максимально допустимая коррекция $K_I$ рассчитывается как

$$\Delta K_2 = \Delta K_I \le (\Delta u(t) / (e(t) \cdot \Delta t/dt)).$$

$dt$ – время дискретизации работы регулятора.

Воспользуемся упомянутыми ранее соотношениями ($O_1^{(2)}$ – это $K_P$, а $O_2^{(2)}$ – это $K_I$ ):

$$\Delta\omega_k^{(2)}(t) = \eta_k^{(2)}\delta_k^{(2)}O_j^{(1)} + \alpha\Delta\omega_{kj}^{(2)}(t-\Delta t) + \beta\Delta\omega_{kj}^{(2)}(t-2\Delta t),$$

$$\Delta b_k^{(2)}(t) = \eta_k^{(2)}\delta_k^{(2)} + \alpha\Delta b_k^{(2)}(t-\Delta t) + \beta\Delta b_k^{(2)}(t-2\Delta t),$$

$$\delta_k^{(2)} = e_k \frac{dO_k^{(2)}}{ds_k^{(2)}} = e_k,\ k = \overline{1,2}$$

$$e_2(t) = r(t) - y(t),$$

$$e_1(t) = e_2(t) - e_2(t-\Delta t),$$

$$s_k^{(2)} = \sum_{j=1}^{N_{hidden}} \omega_{kj}^{(2)} \cdot O_j^{(1)} + b_k^{(2)},$$

$$O_k^{(2)} = f^{(2)}(s_k^{(2)}) = s_k^{(2)} = \sum_{j=1}^{N_{hidden}} \omega_{kj}^{(2)} \cdot O_j^{(1)} + b_k^{(2)}, \quad (k = \overline{1,2}).$$

# Вычисление допустимой скорости обучения НС

Тогда:

(16)
$$\Delta O_k^{(2)} = \sum_{j=1}^{N_{hidden}} \Delta\omega_{kj}^{(2)} \cdot O_j^{(1)} + \Delta b_k^{(2)} =$$
$$= \sum_{j=1}^{N_{hidden}} (\eta_k^{(2)} \delta_k^{(2)} O_j^{(1)} + \alpha\Delta\omega_{kj}^{(2)}(t-\Delta t) + \beta\Delta\omega_{kj}^{(2)}(t-2\Delta t)) \cdot O_j^{(1)} +$$
$$+ \eta_k^{(2)} \delta_k^{(2)} + \alpha\Delta b_k^{(2)}(t-\Delta t) + \beta\Delta b_k^{(2)}(t-2\Delta t) =$$
$$= \eta_k^{(2)} \Big( \sum_{j=1}^{N_{hidden}} (\delta_k^{(2)} (O_j^{(1)})^2) + \delta_k^{(2)} \Big) + \sum_{j=1}^{N_{hidden}} (\alpha\Delta\omega_{kj}^{(2)}(t-\Delta t) + \beta\Delta\omega_{kj}^{(2)}(t-2\Delta t)) \cdot O_j^{(1)} +$$
$$+ \alpha\Delta b_k^{(2)}(t-\Delta t) + \beta\Delta b_k^{(2)}(t-2\Delta t), \quad (k = \overline{1,2}).$$

Учтем:

(17)
$$\Delta O_k^{(2)} \le \Delta K_k, \quad (k = \overline{1,2}).$$

Следовательно:

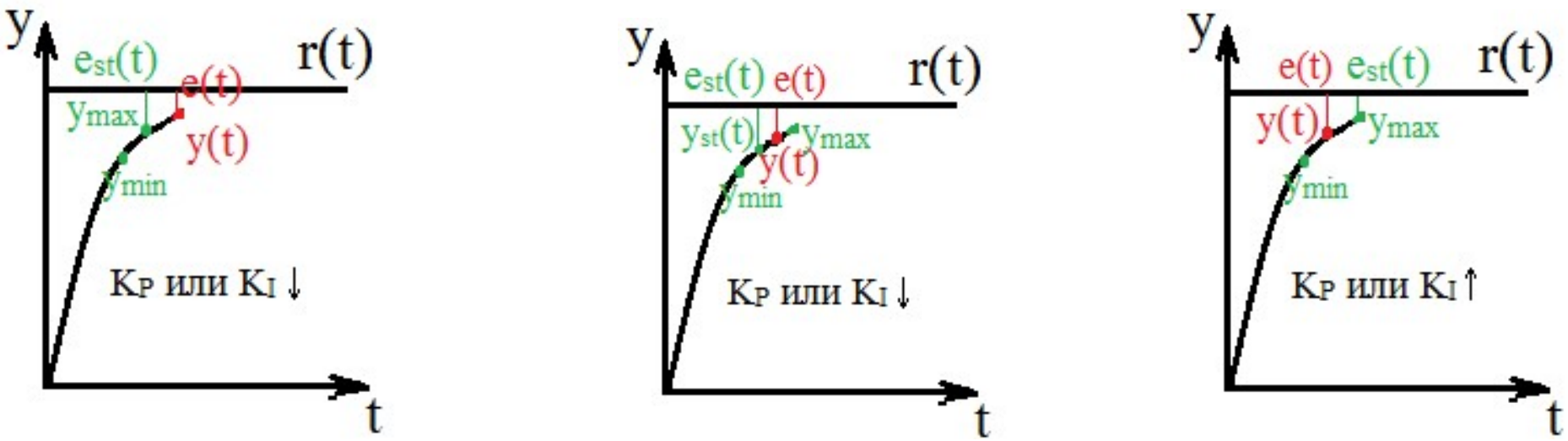
(18)
$$\eta_k^{(2)} \delta_k^{(2)} \Big( \sum_{j=1}^{N_{hidden}} ((O_j^{(1)})^2) + 1 \Big) \le \Delta K_k - \sum_{j=1}^{N_{hidden}} (\alpha\Delta\omega_{kj}^{(2)}(t-\Delta t) + \beta\Delta\omega_{kj}^{(2)}(t-2\Delta t)) \cdot O_j^{(1)} -$$
$$- \alpha\Delta b_k^{(2)}(t-\Delta t) - \beta\Delta b_k^{(2)}(t-2\Delta t), \quad (k = \overline{1,2}).$$

# Вычисление допустимой скорости обучения НС

Далее выражаем скорость обучения НС, учитывая знак $\delta_k^{(2)}$, получим:

$$
(19)\quad \begin{cases}
\eta_k^{(2)} \le \dfrac{\Delta K_k - \sum\limits_{j=1}^{N_{hidden}} (\alpha \Delta\omega_{kj}^{(2)}(t-\Delta t) + \beta \Delta\omega_{kj}^{(2)}(t-2\Delta t)) \cdot O_j^{(1)}}{\delta_k^{(2)} (\sum\limits_{j=1}^{N_{hidden}} ((O_j^{(1)})^2) + 1)} - \dfrac{\alpha \Delta b_k^{(2)}(t-\Delta t) + \beta \Delta b_k^{(2)}(t-2\Delta t)}{\delta_k^{(2)} (\sum\limits_{j=1}^{N_{hidden}} ((O_j^{(1)})^2) + 1)}, \text{если } \delta_k^{(2)} > 0 \\[2ex]
\eta_k^{(2)} \ge \dfrac{\Delta K_k - \sum\limits_{j=1}^{N_{hidden}} (\alpha \Delta\omega_{kj}^{(2)}(t-\Delta t) + \beta \Delta\omega_{kj}^{(2)}(t-2\Delta t)) \cdot O_j^{(1)}}{\delta_k^{(2)} (\sum\limits_{j=1}^{N_{hidden}} ((O_j^{(1)})^2) + 1)} - \dfrac{\alpha \Delta b_k^{(2)}(t-\Delta t) + \beta \Delta b_k^{(2)}(t-2\Delta t)}{\delta_k^{(2)} (\sum\limits_{j=1}^{N_{hidden}} ((O_j^{(1)})^2) + 1)}, \text{если } \delta_k^{(2)} < 0
\end{cases}
$$

$(k = \overline{1, 2})$.



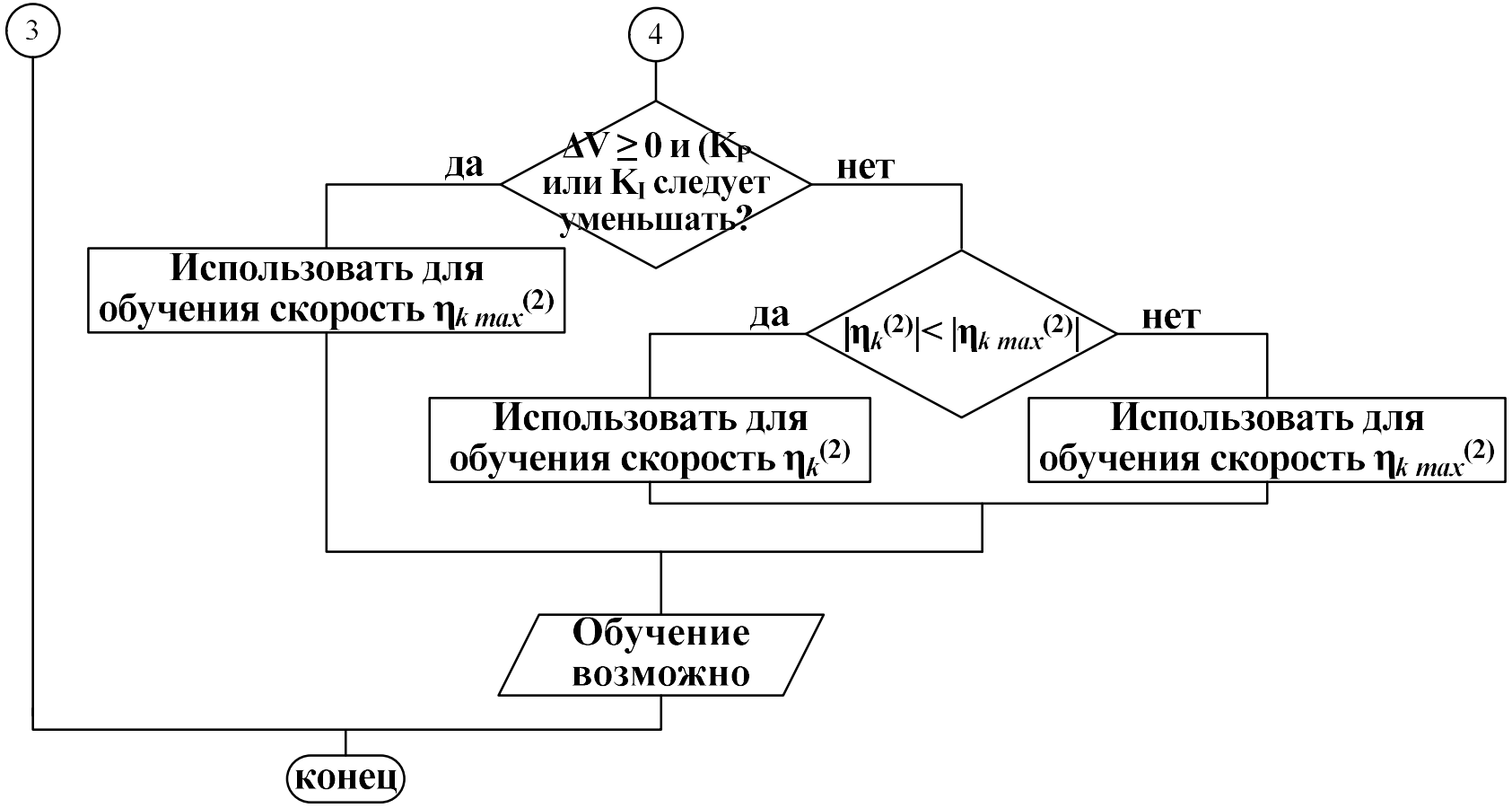
# Вычисление допустимой скорости обучения НС

(20)
$$\eta_{k\max}^{(2)} = \frac{\Delta K_k - \sum_{j=1}^{N_{hidden}} (\alpha \Delta\omega_{kj}^{(2)}(t-\Delta t) + \beta \Delta\omega_{kj}^{(2)}(t-2\Delta t)) \cdot O_j^{(1)}}{\delta_k^{(2)} \left( \sum_{j=1}^{N_{hidden}} ((O_j^{(1)})^2) + 1 \right)} - \frac{\alpha \Delta b_k^{(2)}(t-\Delta t) + \beta \Delta b_k^{(2)}(t-2\Delta t)}{\delta_k^{(2)} \left( \sum_{j=1}^{N_{hidden}} ((O_j^{(1)})^2) + 1 \right)}, (k = \overline{1,2}).$$

(21)
$$\begin{cases} \eta_k^{(2)} = \eta_{k\max}^{(2)}, \text{ если } \Delta V \geq 0 \text{ и } K_P / K_I \text{ следует снижать} \\ 0 \leq \left|\eta_k^{(2)}\right| \leq \left|\eta_{k\max}^{(2)}\right|, \text{ для всех остальных сучаев} \end{cases}$$

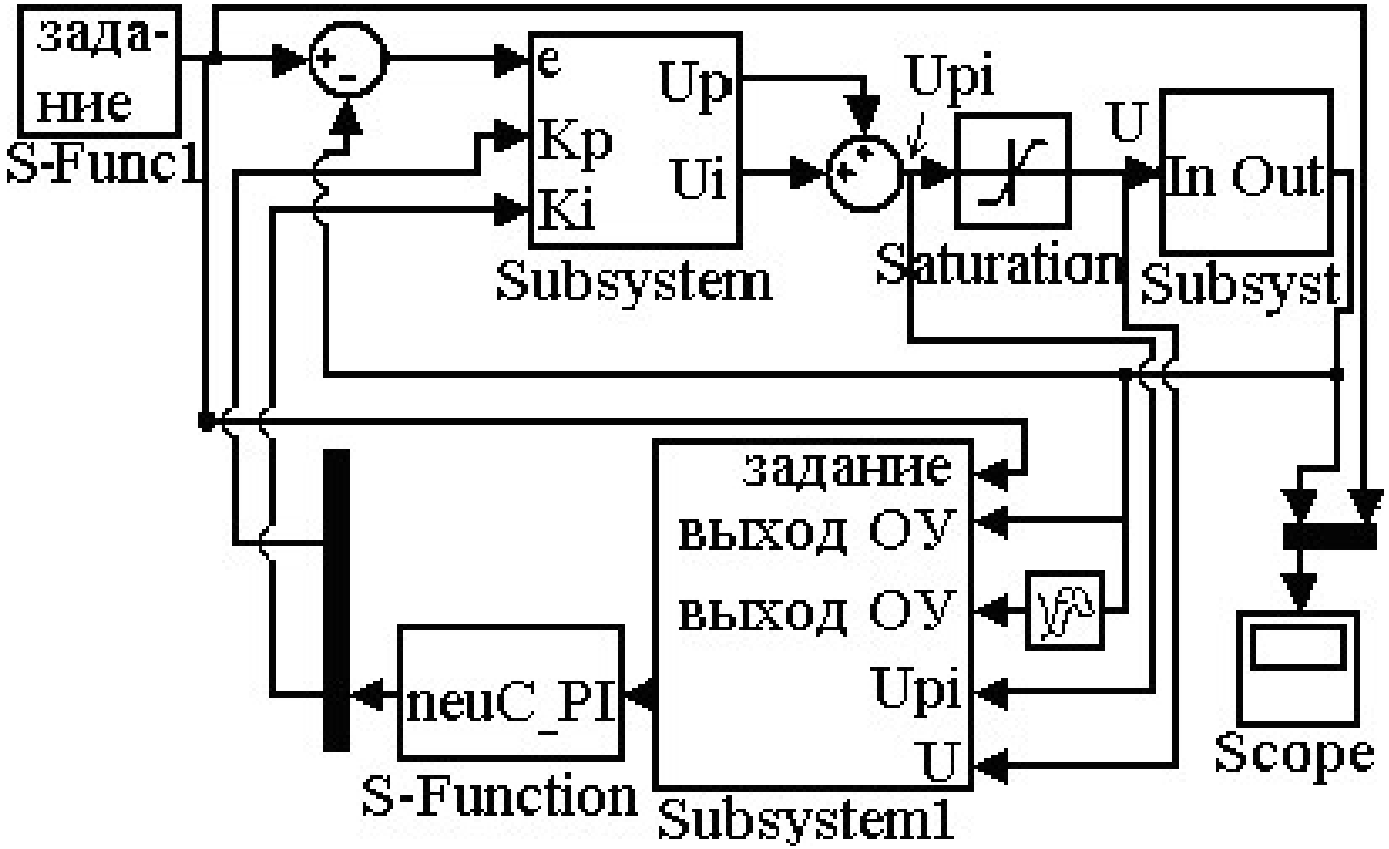
$(k = \overline{1,2})$.

# Определение предельной скорости обучения НС



# Экспериментальные исследования по управлению печью СНОЛ 40/1200. Моделирование.

# Схема для моделирования системы управления с настройщиком в Matlab




НС: 4 – 13 – 2

# Математическая модель ОУ

Модель печи:

$$W(s) = \frac{1}{T_1 s + 1} \cdot \frac{K}{T_2 s + 1} \cdot e^{-\tau s}$$

Коэффициенты модели пустой печи 40/1200 имели значения: К=34.2, $T_1$=9000 с, $T_2$=100 с, $\tau$ =12 с,

Коэффициенты модели загруженной печи SNOL 40/1200 имели значения: К=34.2, $T_1$=22000 с, $T_2$=100 с, $\tau$ = 20 с.

# График изменения задания:

$1000^0C \rightarrow 1050^0C \rightarrow 915^0C \rightarrow 1000^0C$

# Смена состояния объекта управления:

1-е состояние – 12 переходов с параметрами для пустой печи → 2-е состояние – 12 переходов с параметрами для загруженной печи → 1-е состояние – 12 переходов с параметрами для пустой печи .

# Подобранные коэффициенты ПИ-регулятора для модели пустой печи

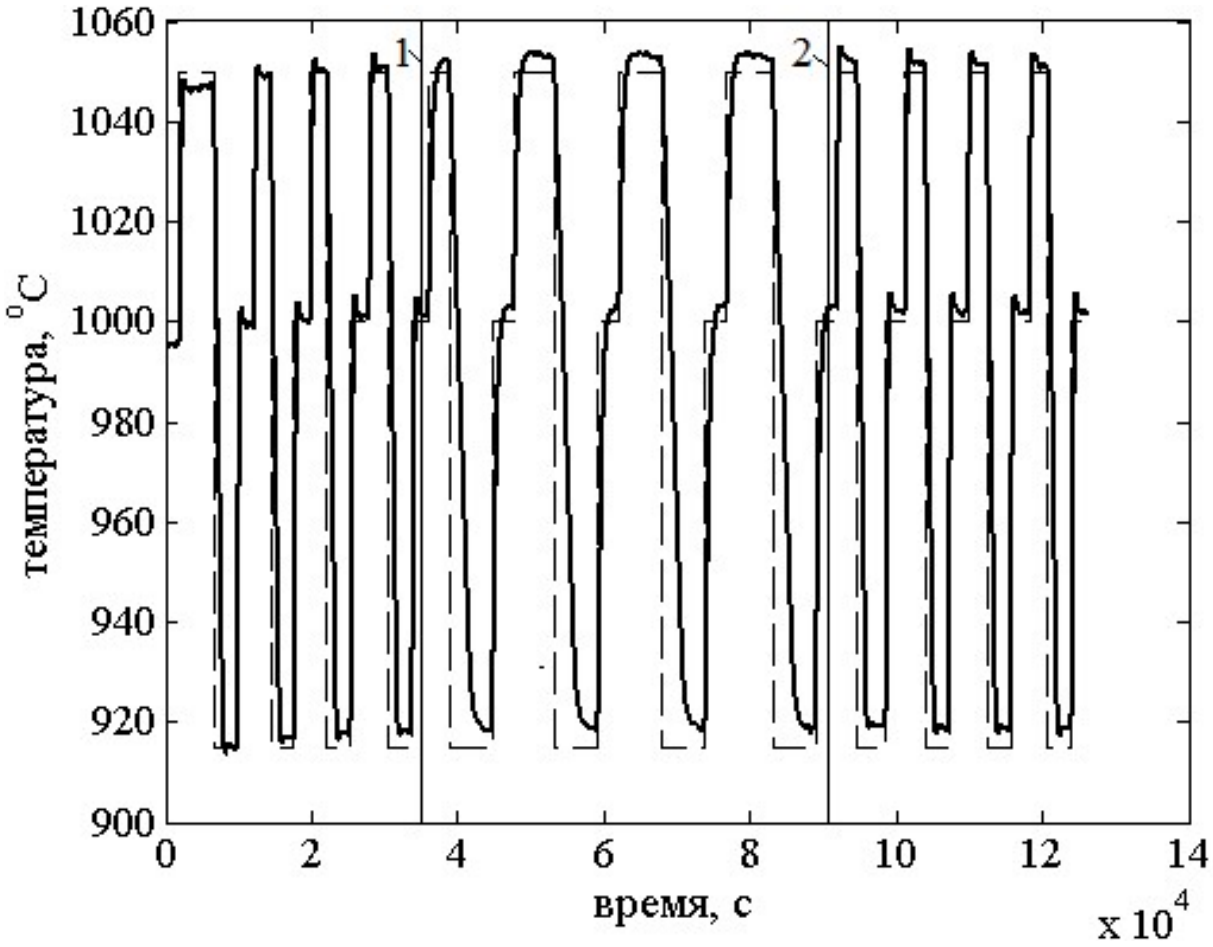
1) SNOL 40/1200

Для 915°C→1000°C

$K_P$=1.2, $K_I$=1.2*$10^{-4}$

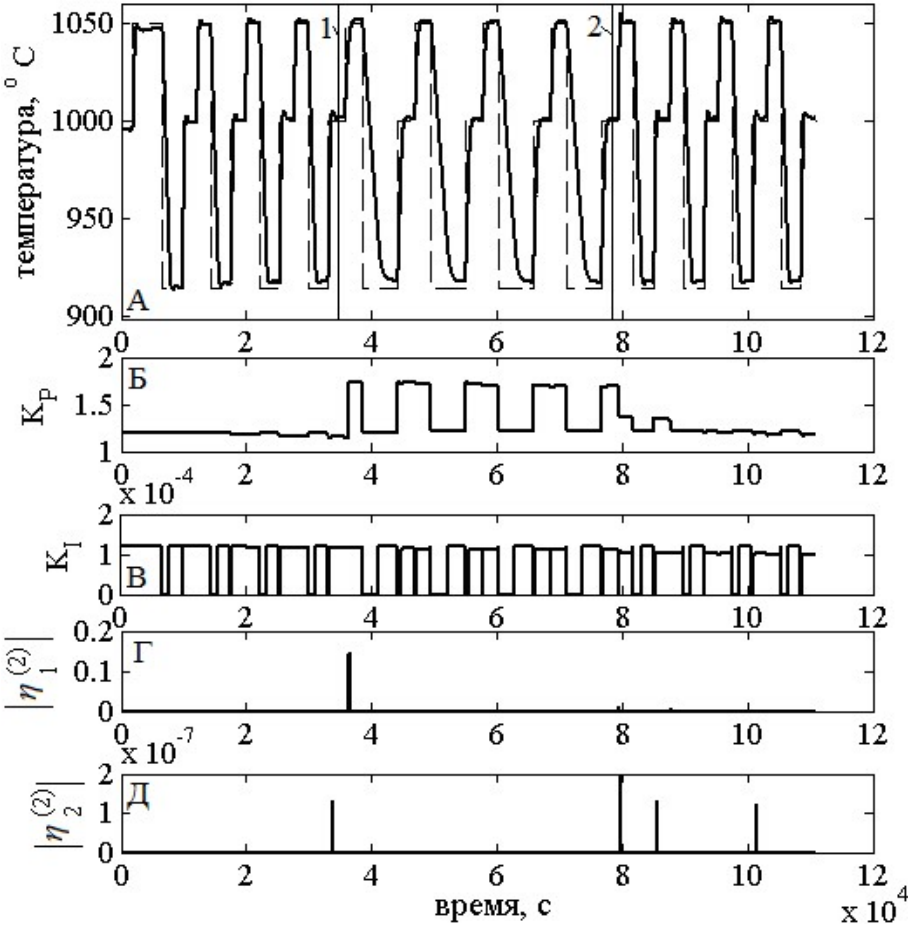
2) Δt = 10 с

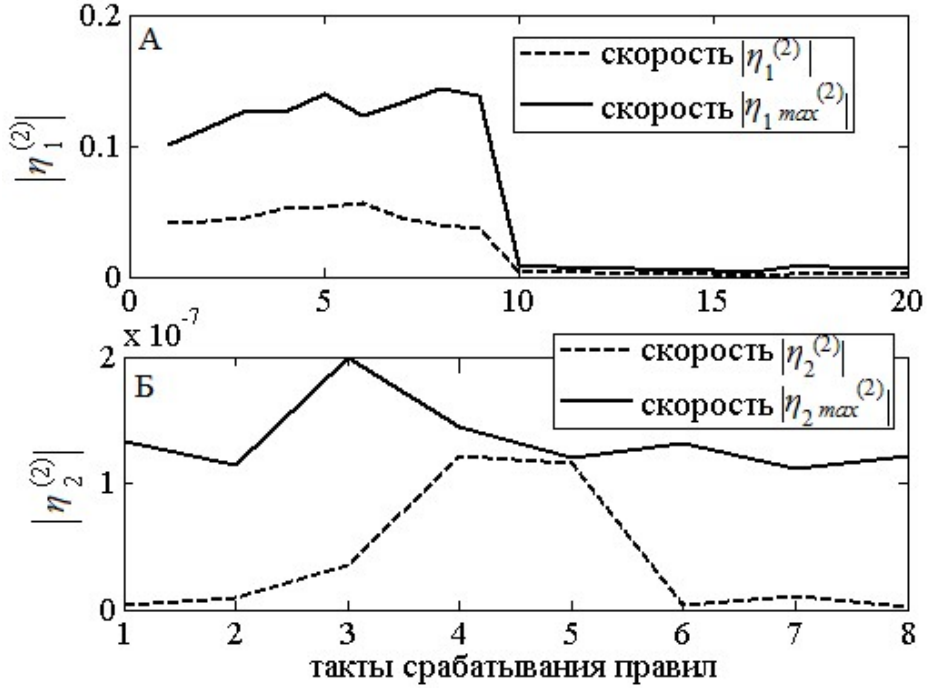
# Результаты моделирования для системы управления с обычным ПИ-регулятором




1 – переключение на модель загруженной печи, 2 – переключение на модель пустой печи

# Результаты моделирования для системы управления с нейросетевым настройщиком



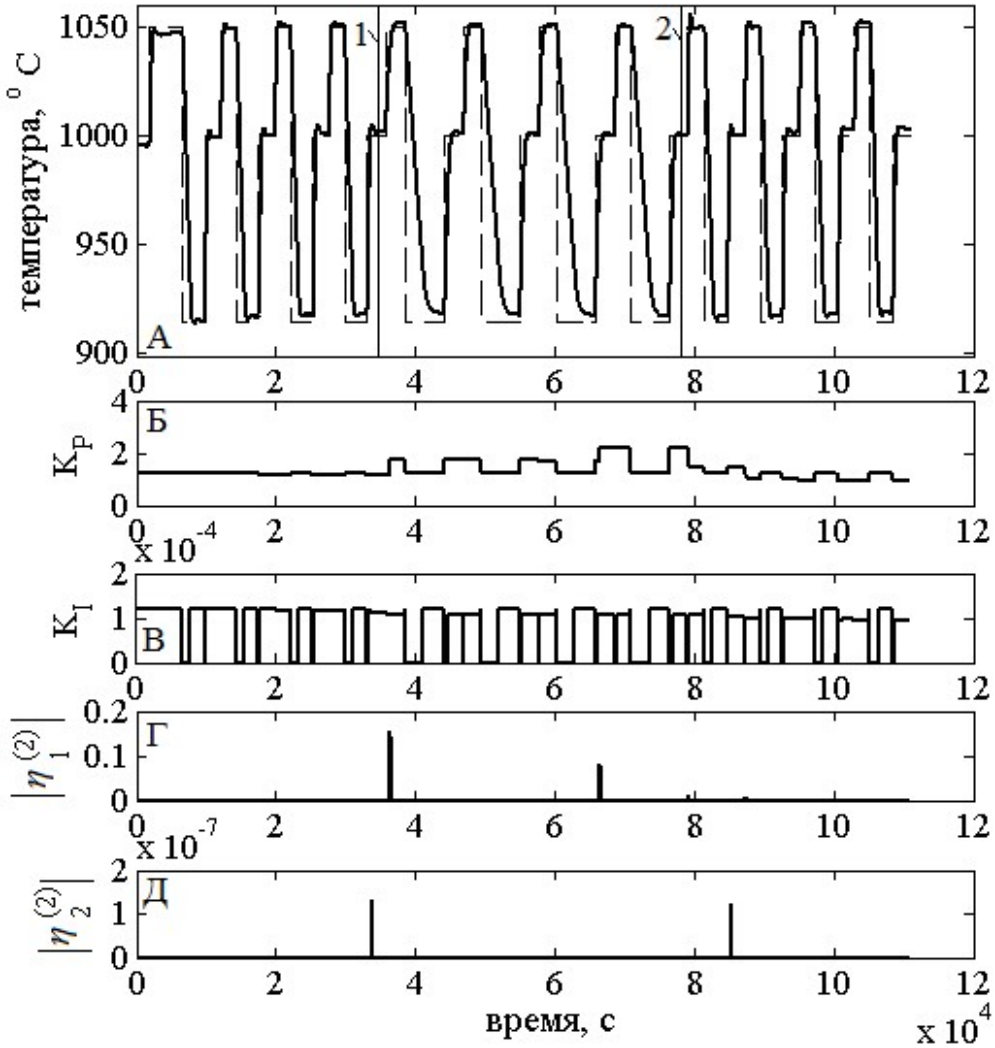



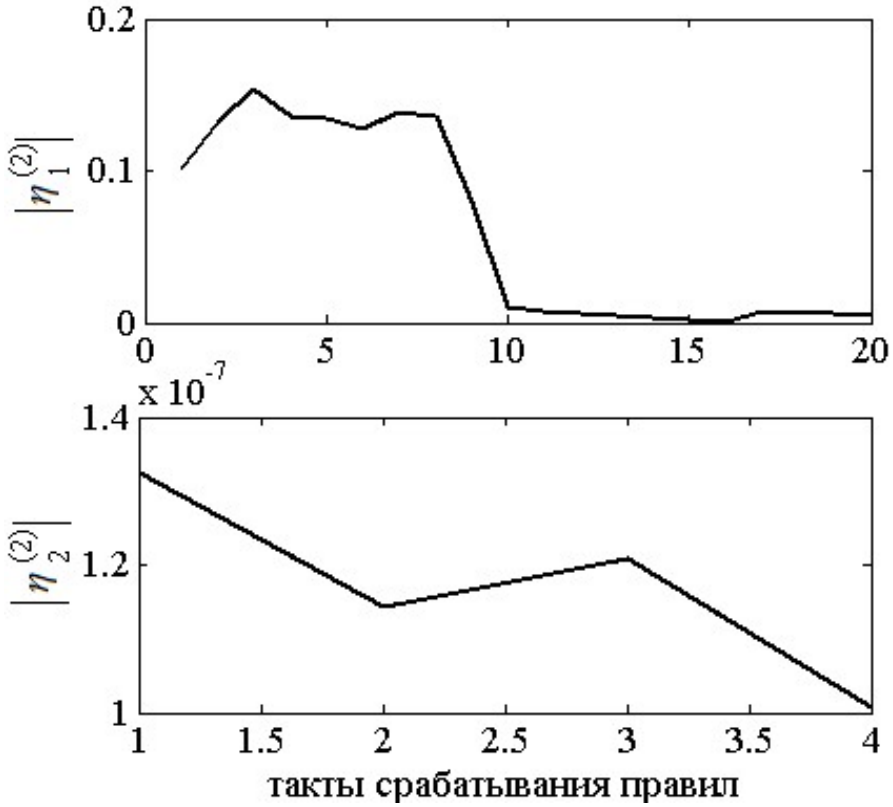

1 – переключение на модель загруженной печи, 2 – переключение на модель пустой печи

# Сравнительные характеристики для систем управления с настройщиком и без него

| Показатели | ПИ + настройщик | ПИ - регулятор |
|---|---|---|
| Время эксперимента, часов | 30,78 | 35,17 |
| Экономия по времени, % | 12,5 | 0 |
| Суммарное управление, ед. | 3836103 | 4299394 |
| Экономия по суммарному управлению, % | 10,8 | 0 |

# Результаты моделирования при использовании предельных скоростей



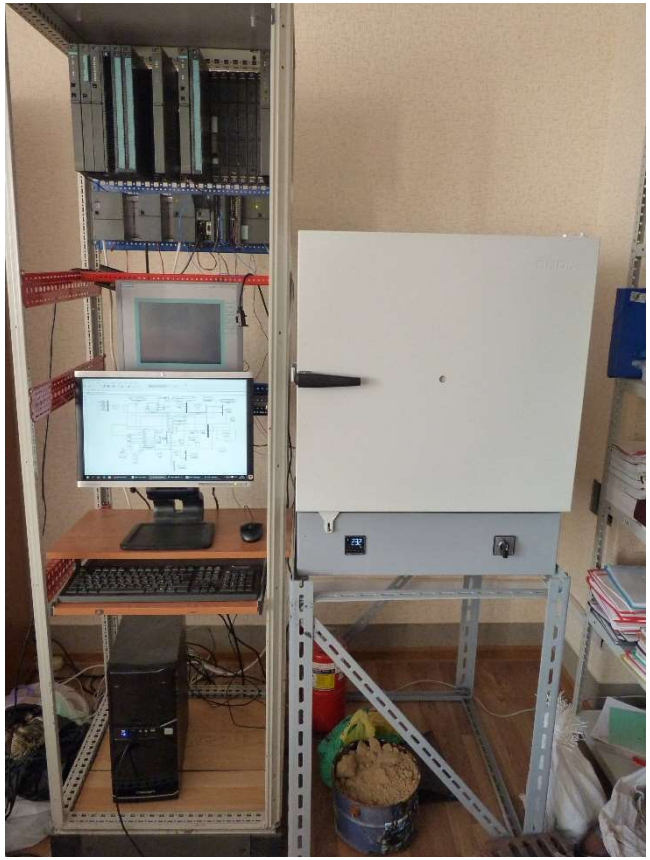




1 – переключение на модель загруженной печи, 2 – переключение на модель пустой печи

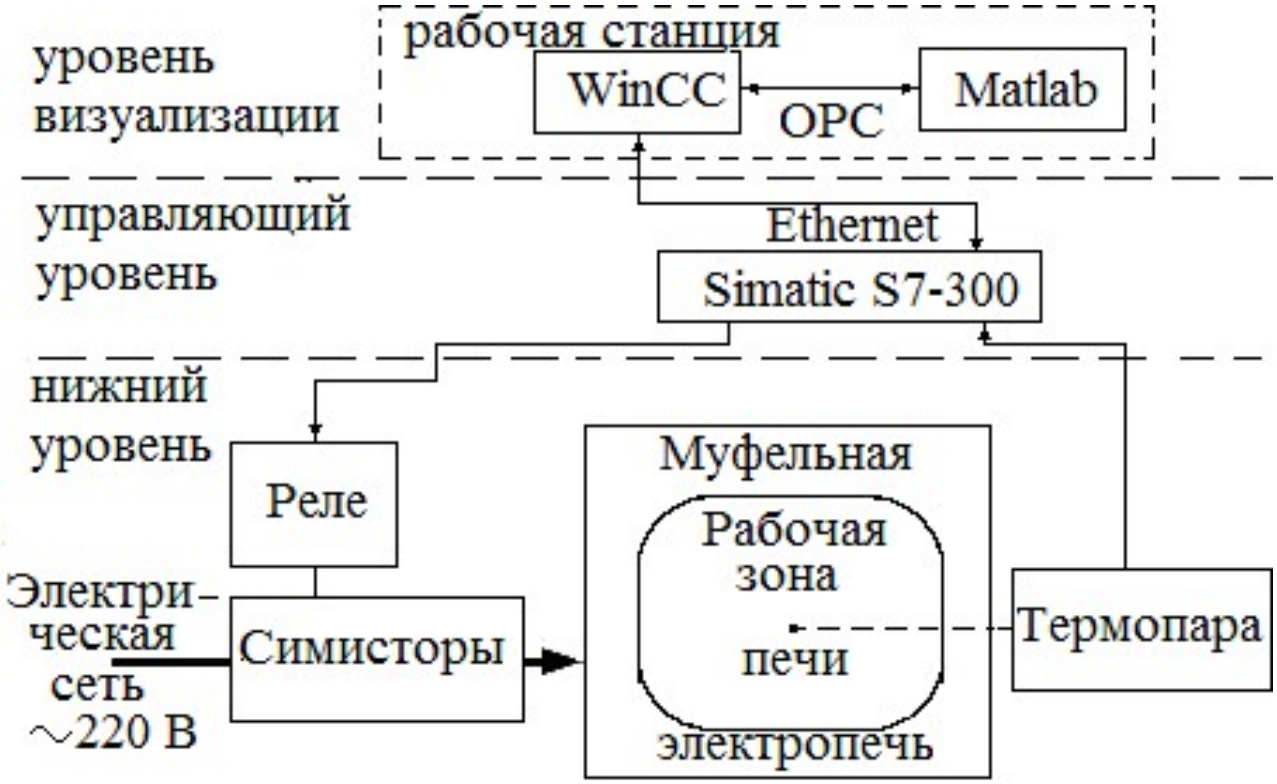
# Сравнительные характеристики для систем управления с настройщиком и без него

| Показатели | Скорости из правил | Предель-ные скорости |
|---|---|---|
| Время эксперимента, часов | 30,78 | 31,08 |
| Экономия по времени, % | 1 | 0 |
| Суммарное управление | 3836103 | 3894521 |
| Экономия по суммарному управлению, % | 1,5 | 0 |

# Экспериментальные исследования по управлению печью СНОЛ 40/1200. Натурные эксперименты.



# Схема автоматизации муфельной электрической печи SNOL 40/1200



## График изменения задания:

$1000^0C \rightarrow 1050^0C \rightarrow 915^0C \rightarrow 1000^0C$

## Смена состояния объекта управления:

12 переходов на пустой печи → 12 переходов на загруженной печи → 12 переходов на пустой печи.

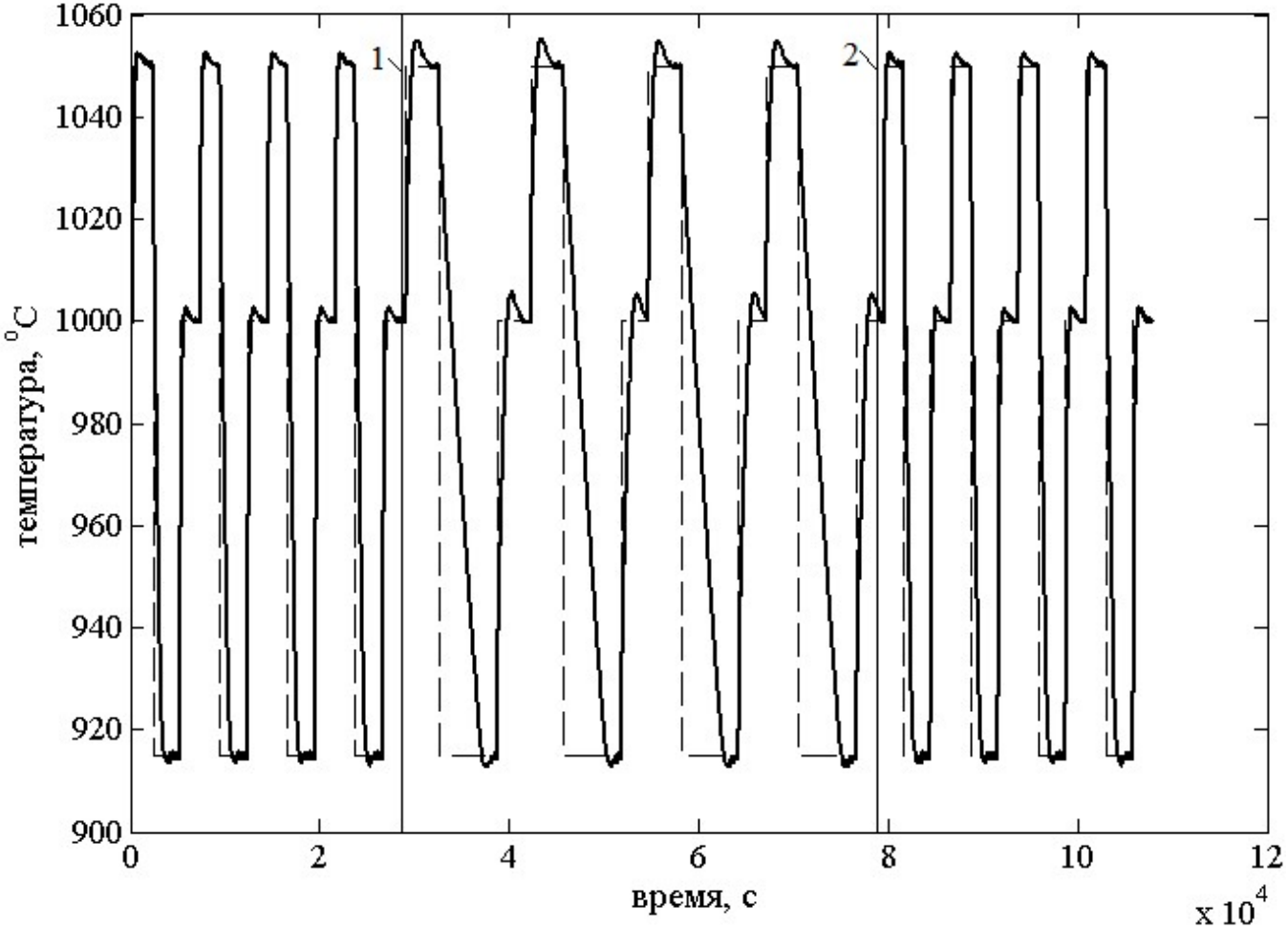
## Подобранные коэффициенты ПИ-регулятора для пустой печи

1) Для 915°C→1000°C

$K_P$=2.5, $K_I$=0.01

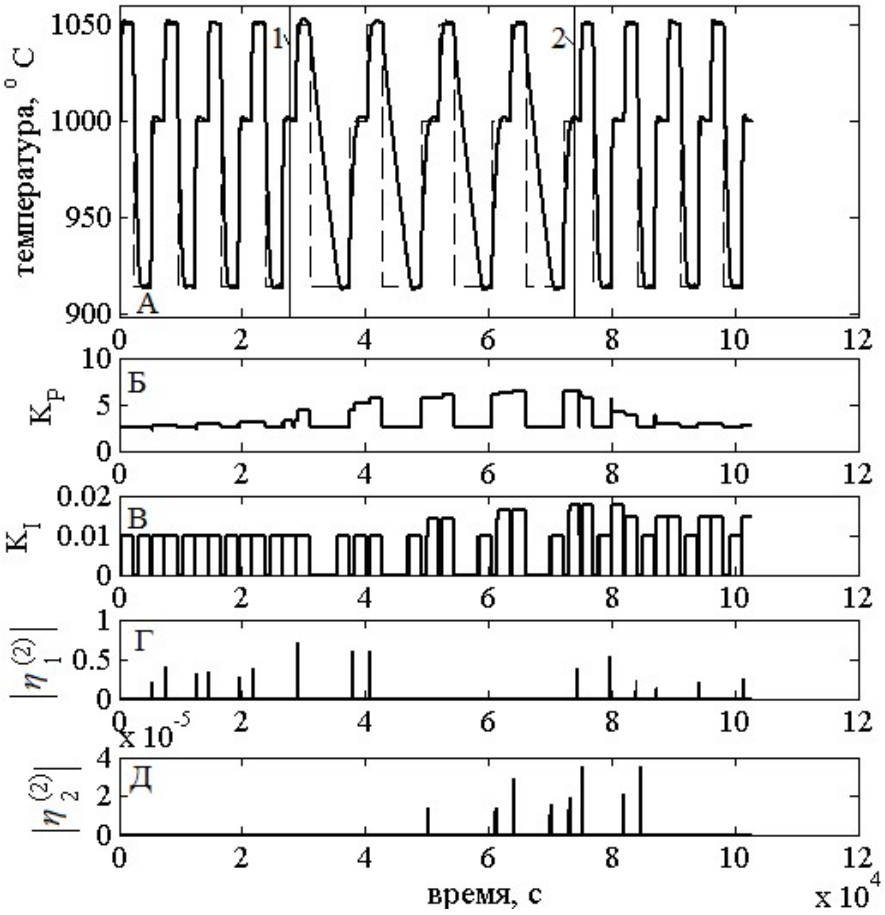
2) Δt = 10 с

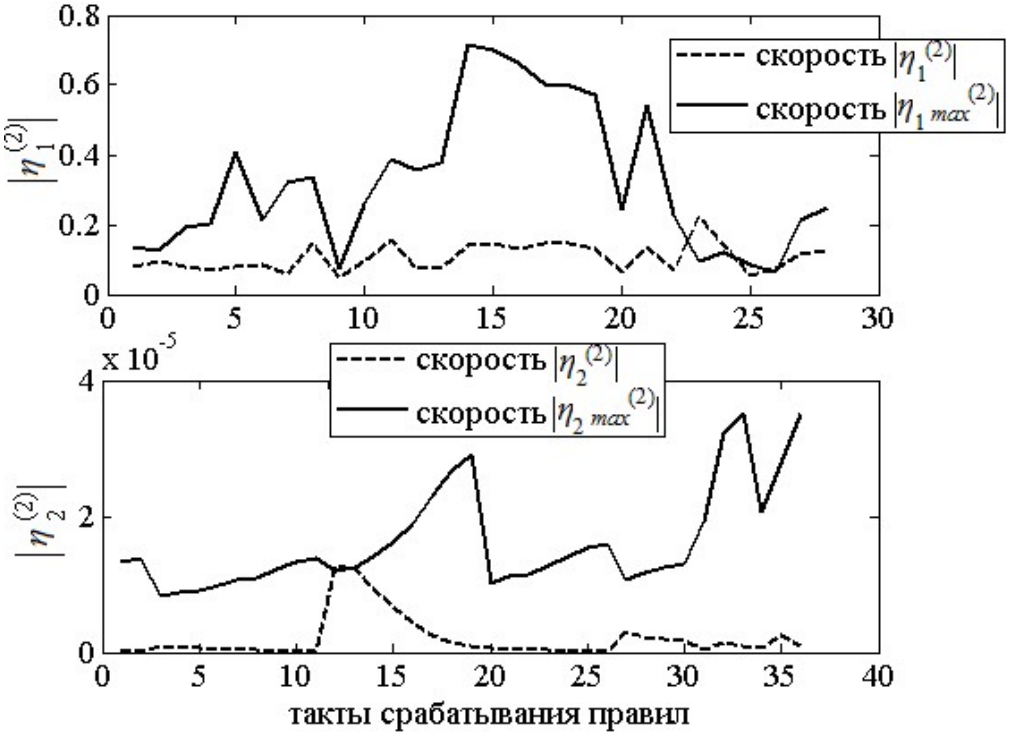
# Результаты моделирования для системы управления с обычным ПИ-регулятором




1 – загрузка печи, 2 – разгрузка печи

# Результаты моделирования для системы управления с нейросетевым настройщиком



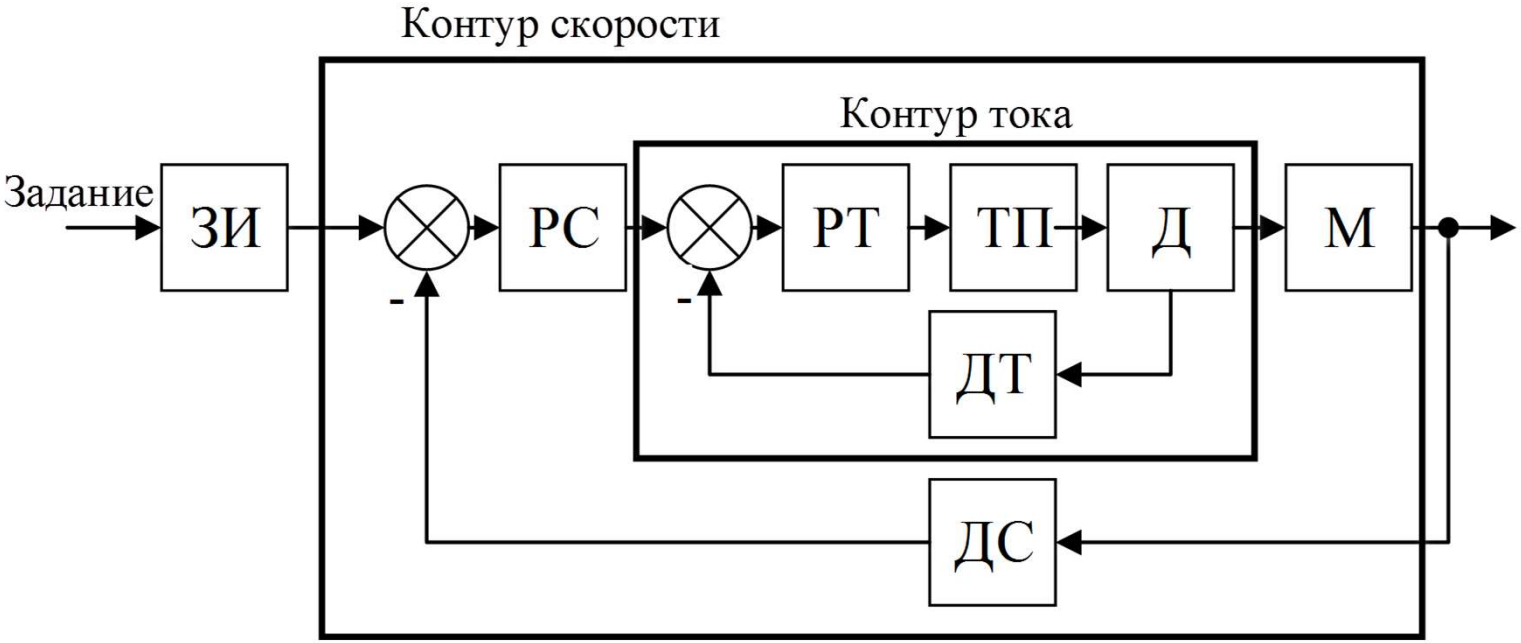

1 – загрузка печи, 2 – разгрузка печи

# Сравнительные характеристики для систем управления с настройщиком и без него

| Показатели | ПИ + настройщик | ПИ-регулятор |
|---|---|---|
| Время эксперимента, часов | 28,6 | 30,01 |
| Экономия по времени, % | 4,7 | 0 |
| Расход электроэнергии, кВт·ч | 34,48 | 36,94 |
| Экономия по расходу электроэнергии, % | 6,7 | 0 |

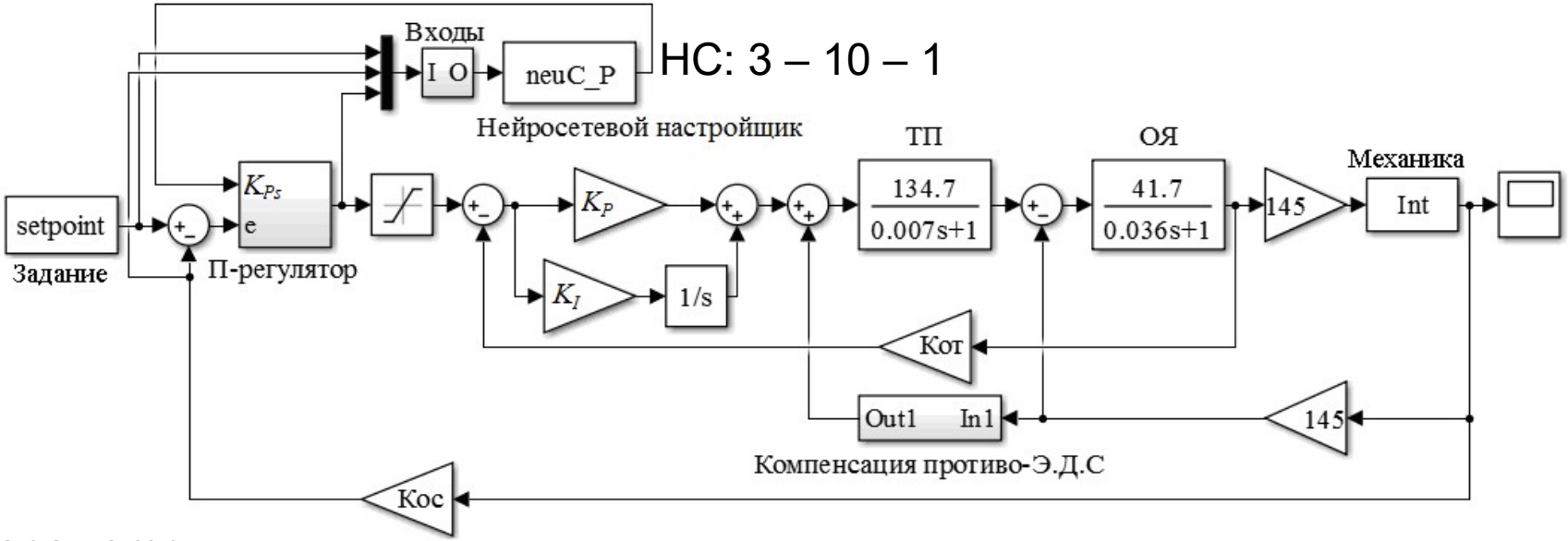
# Экспериментальные исследования по управлению двигателем постоянного тока. Моделирование.

# Функциональная схема электропривода двухвалковой реверсивной клети




ЗИ – задатчик интенсивности,
РС – регулятор скорости,
РТ – регулятор тока,
ТП – тиристорный преобразователь, Д – двигатель постоянного тока,
М – механика,
ДТ – датчик тока,
ДС – датчик скорости.

# Модель системы управления с настройщиком П-регулятора скорости




*Параметры:*

$K_P$ = 0,489

$K_I$ = 13,649

$K_{Ps}$ = 1,745

$T_{мех}$ =4798 с

$K_{ос}$ = 0,637

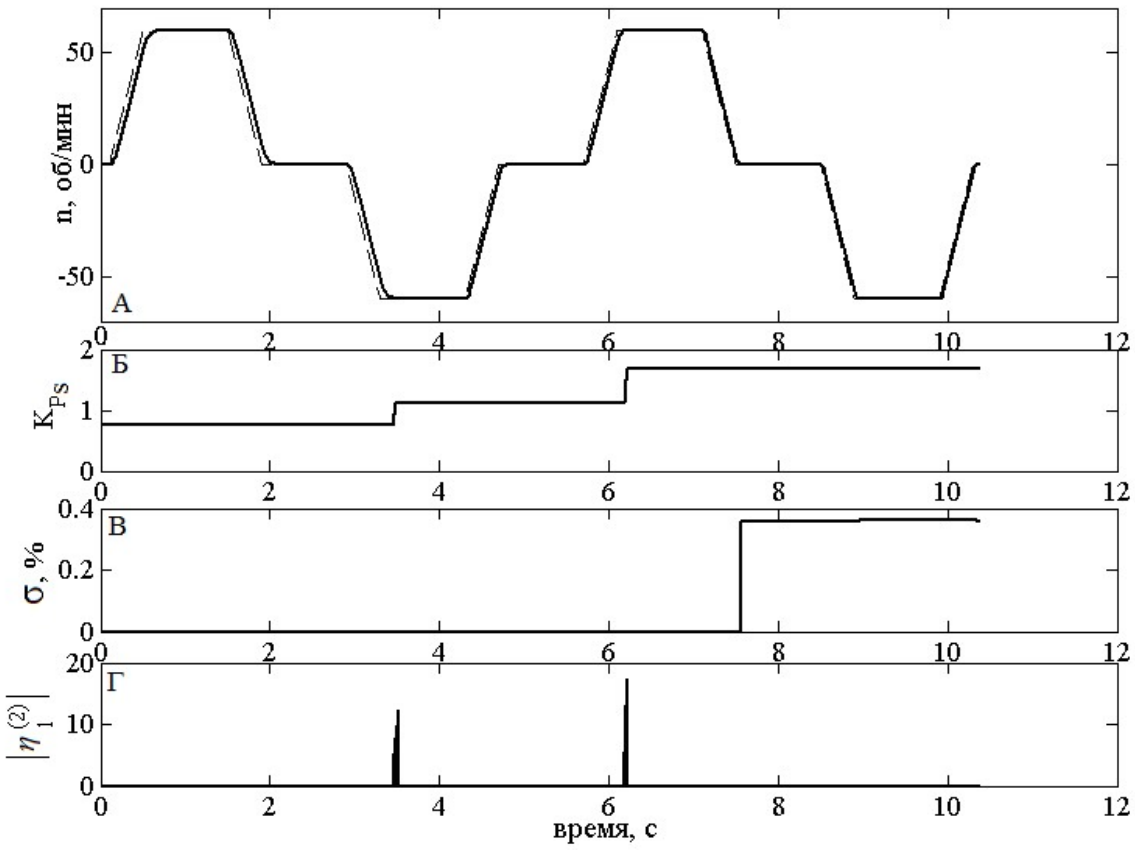
$K_{от}$ = 9,407·10$^{-4}$

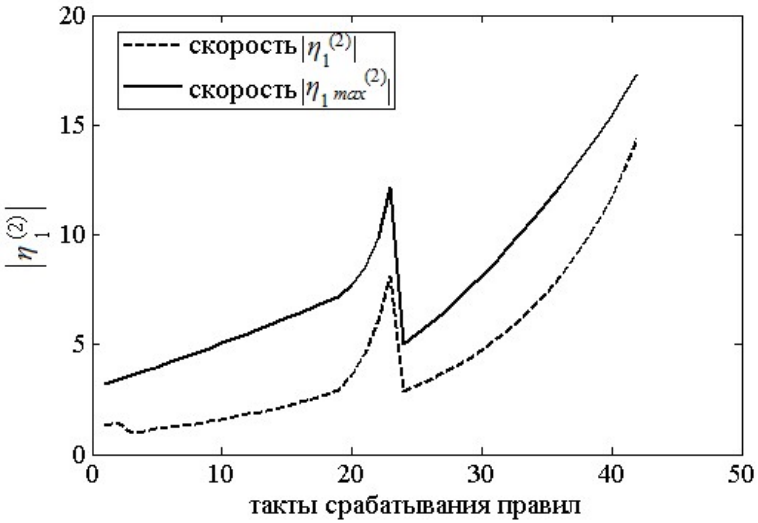
*Задание:*

0 об/мин (0 В) → 60 об/мин (4 В) →
0 об/мин (0 В) → -60 об/мин (-4 В)

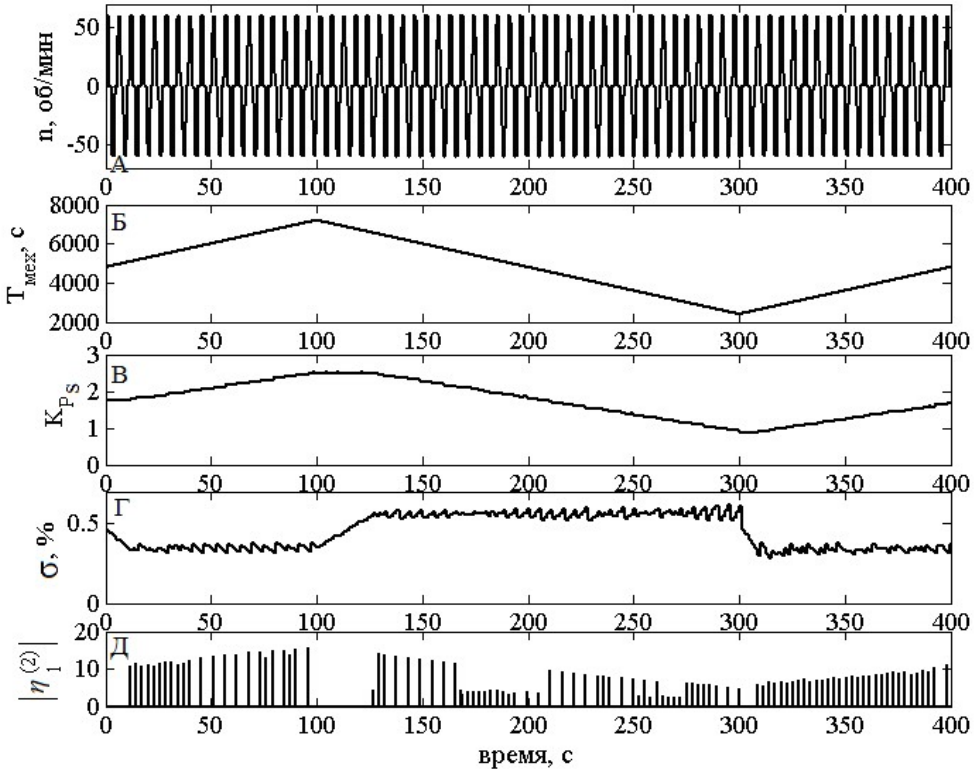
*Требуемое перерегулирование* σ составляет 0.35%-0.55% от разницы между текущим и предыдущим установившимися значениями задания по скорости

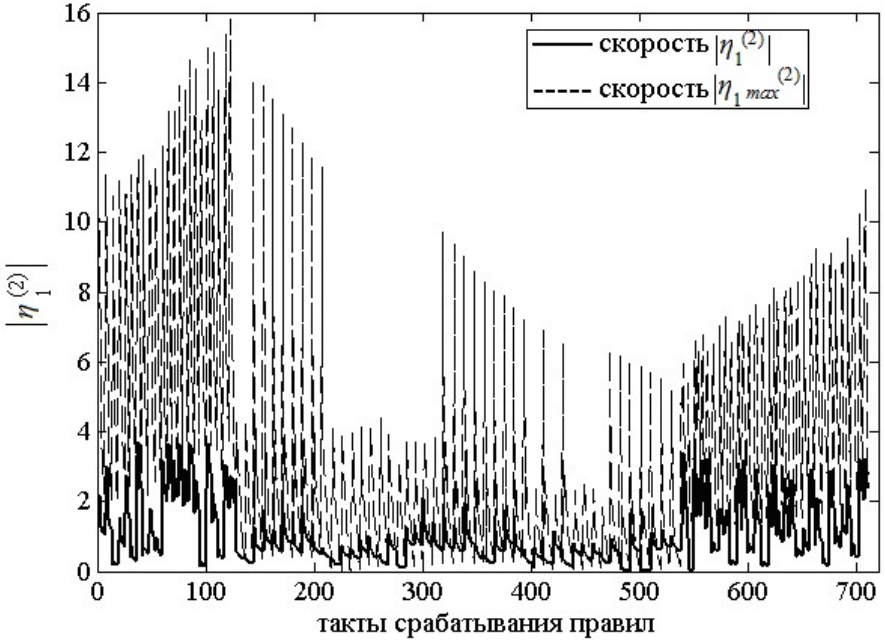
# Результаты эксперимента с уменьшенным начальным значением $К_{Ps\ start}$ = 0,745



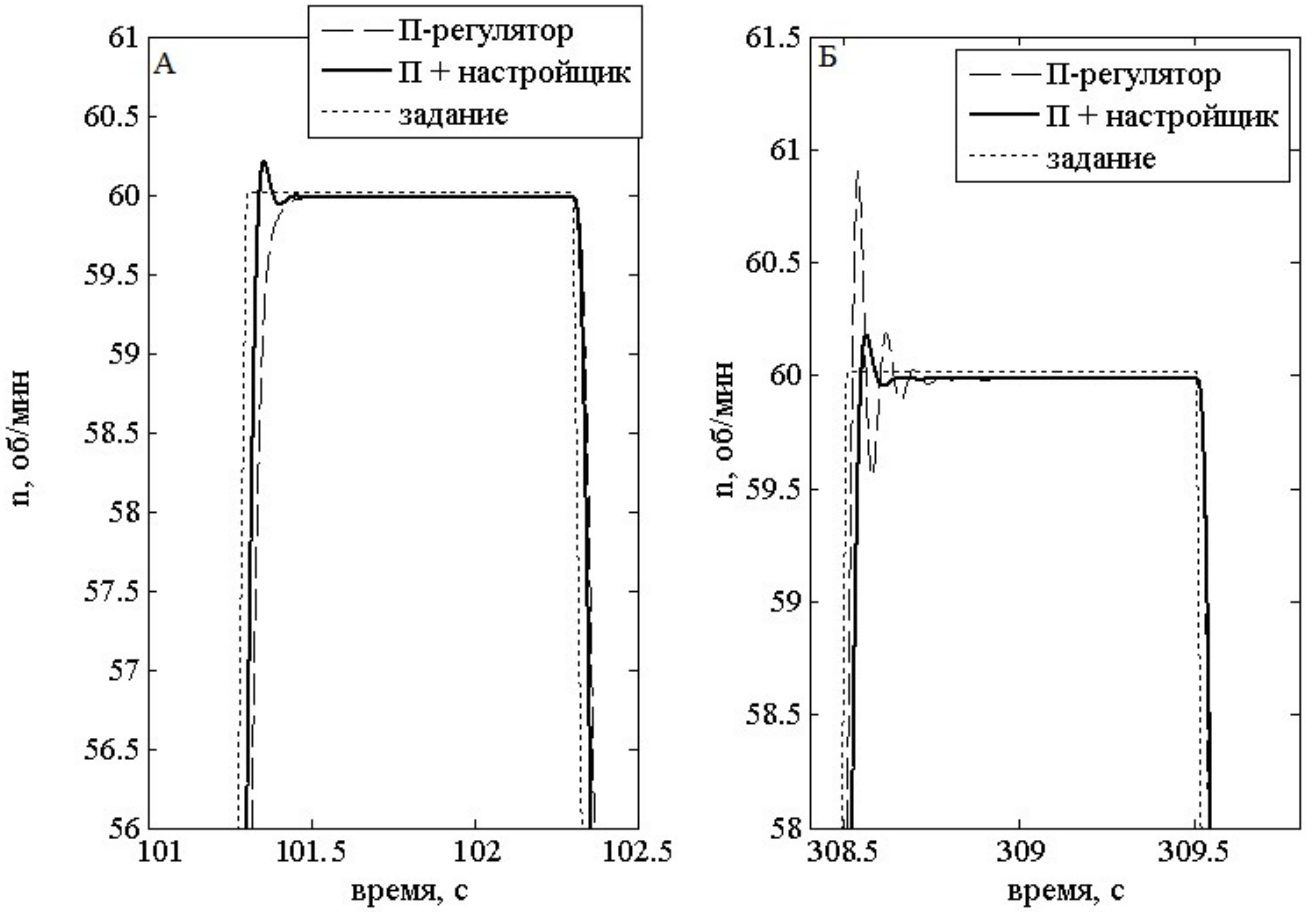



# Результаты эксперимента с дрейфом значения $T_{мех}$ в пределах 50%-150% от номинала



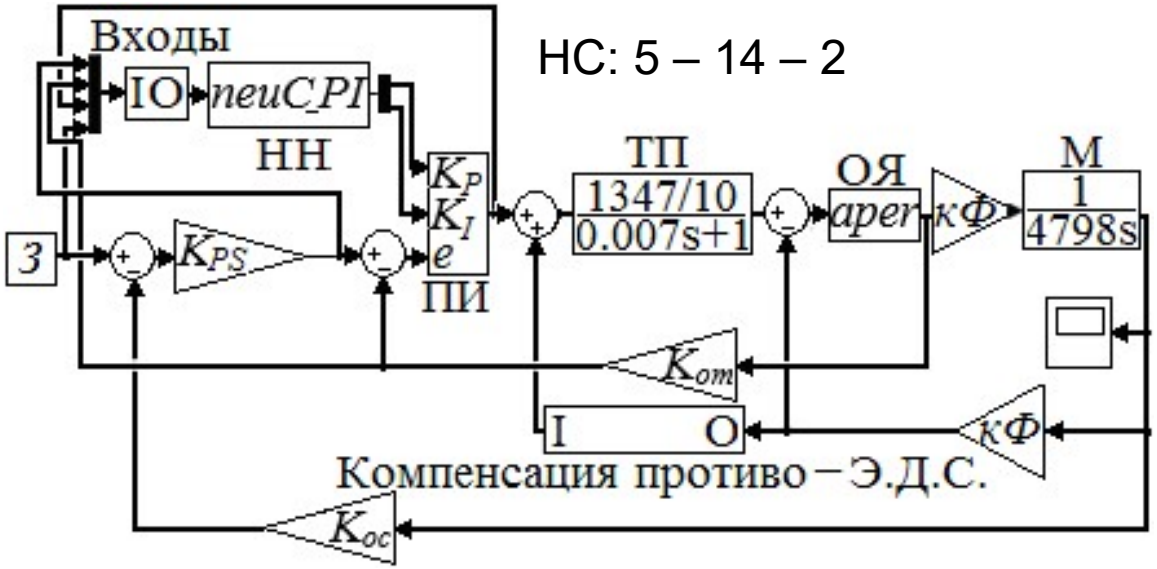



# Результаты эксперимента с дрейфом значения $T_{мех}$ в пределах 50%-150% от номинала




Графики переходных процессов для моментов времени 102 и 309 секунд для систем с настройщиком и без него

# Модель системы управления с настройщиком ПИ-регулятора тока якоря




*Параметры:*

$K_P$ = 0,489

$K_I$ = 13,649

$K_{Ps}$ = 1,745

*кФ* = 145 Н*м/А

$K_{ос}$ = 0,637

$K_{от} = 9{,}407 \cdot 10^{-4}$

$K_я$ = 41,7

$T_э$ = 0,036 с.

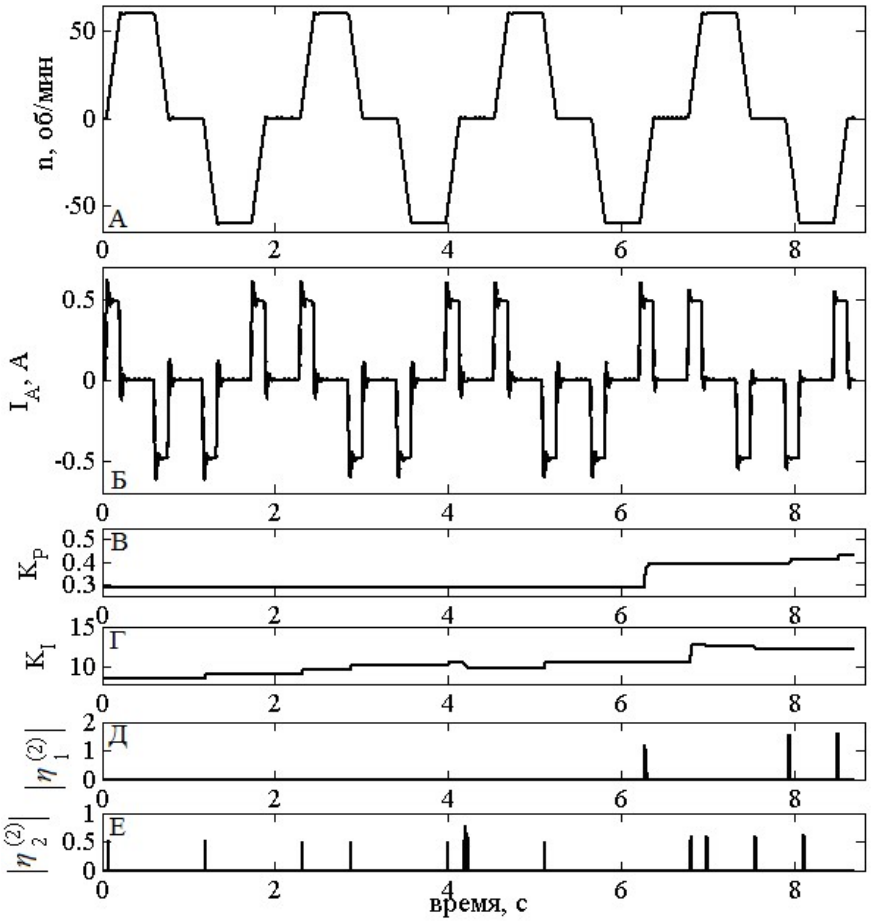
*Задание по скорости:*

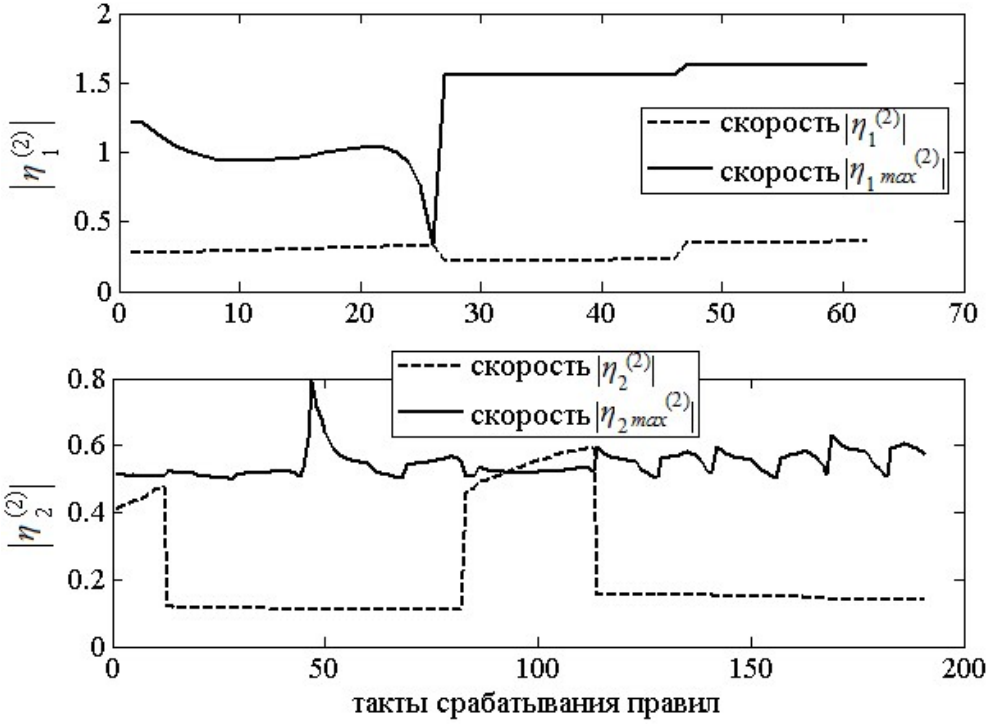
0 об/мин (0 В) → 60 об/мин (4 В) →

0 об/мин (0 В) → -60 об/мин (-4 В)

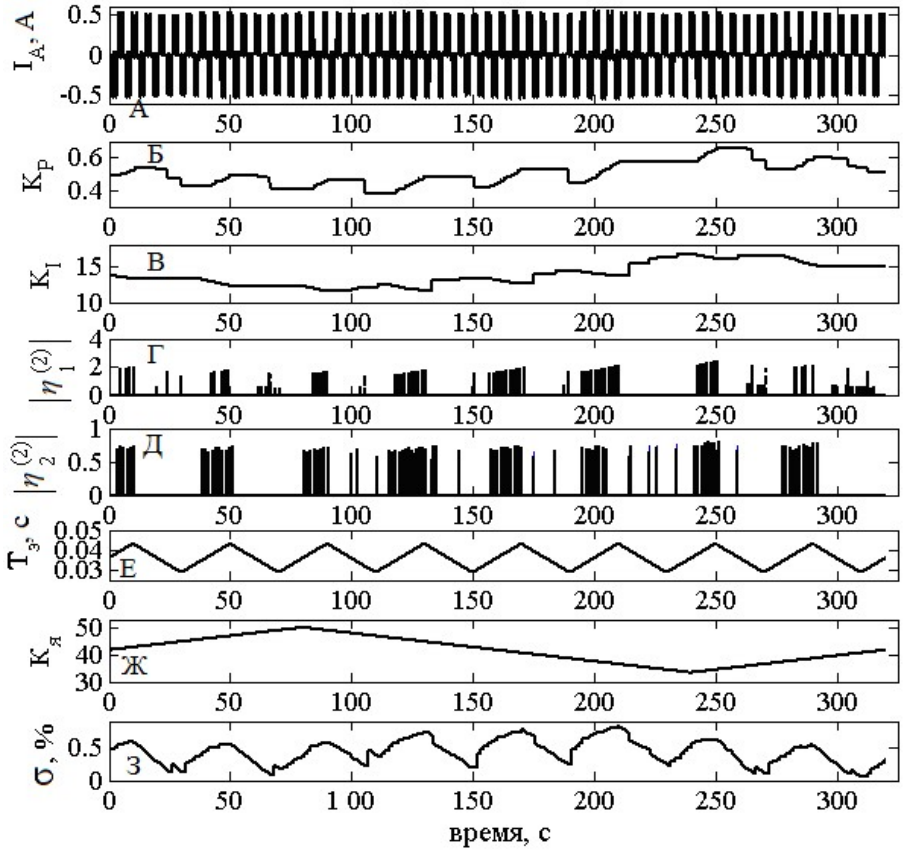
Требованиями является наличие перерегулирования по току якоря относительно задания, но не более 3% от модуля амплитуды первого пика задания по току якоря. Должно быть не более трех колебаний кривой тока.

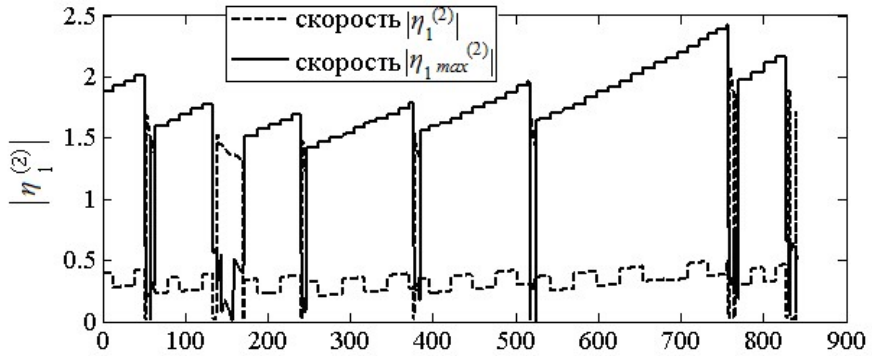
# Результаты эксперимента с уменьшенными начальными значениями $K_{P\ start}$ = 0,289 и $K_{I\ start}$ = 8,649

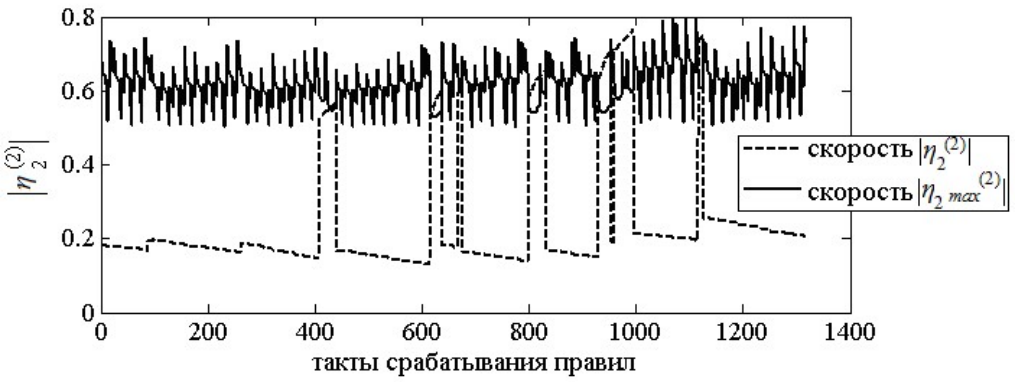


# Результаты эксперимента с дрейфом $T_э$ и $K_Я$ в пределах 80%-120% от номинальных значений

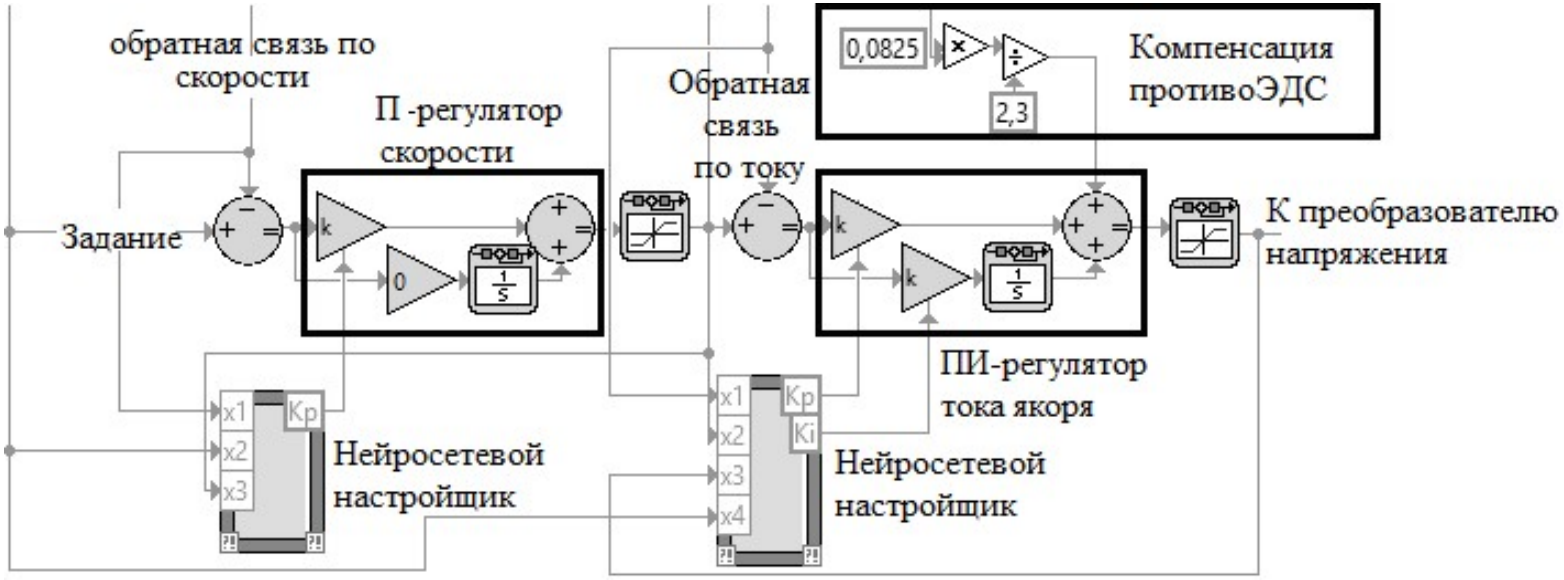


# Экспериментальные исследования по управлению двигателем постоянного тока. Натурные эксперименты.

# Система управления двигателем постоянного тока

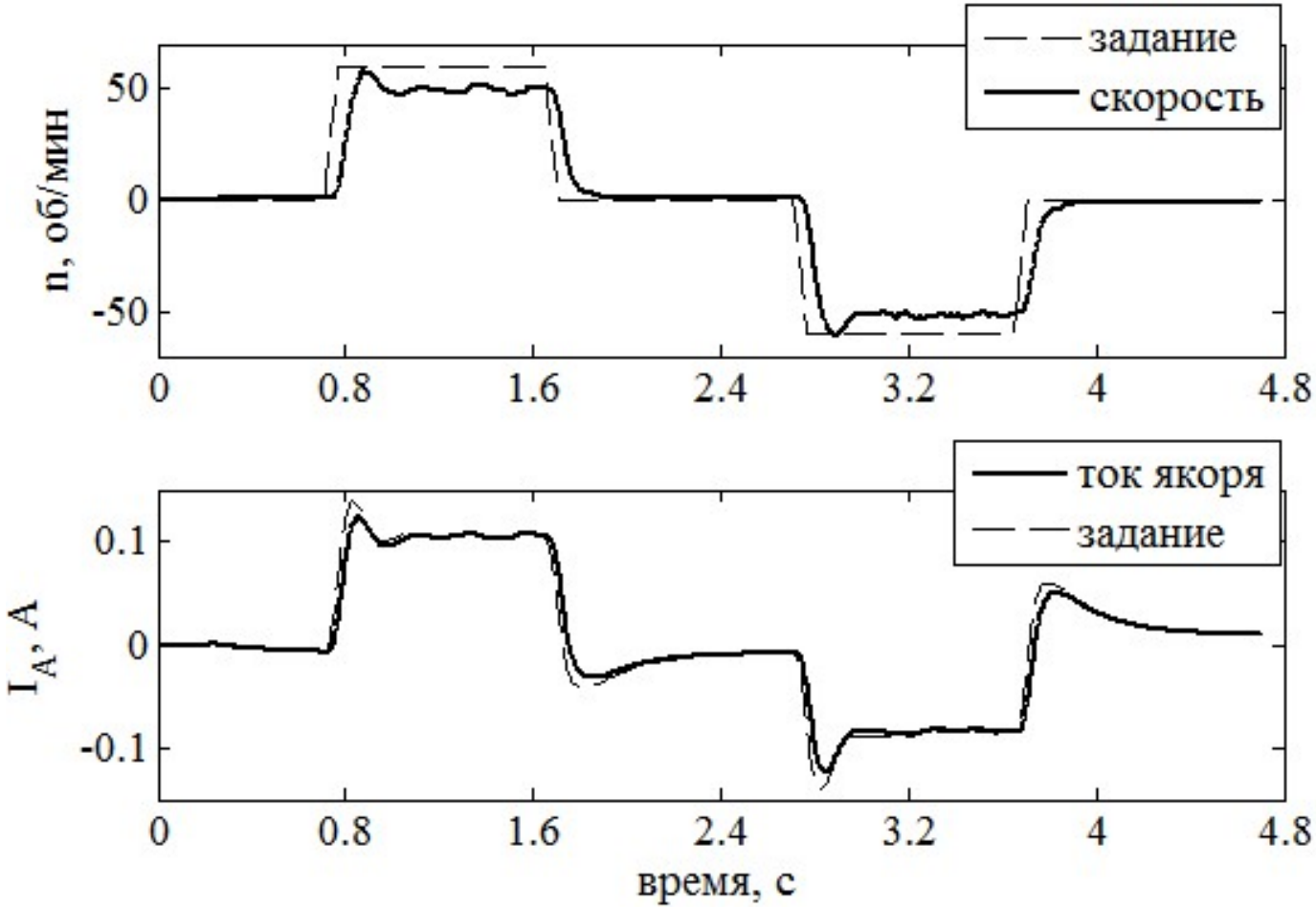



Фрагмент системы управления с нейросетевыми настройщиками

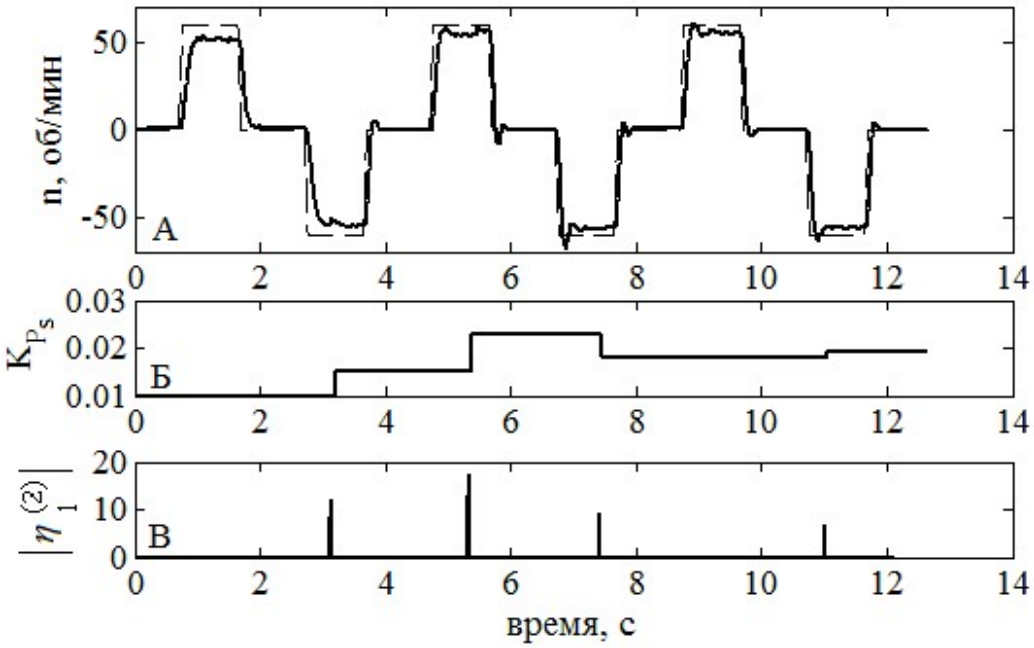
$K_P$ = 8,33
$K_I$ = 1670
$K_{Ps}$ = 0,01

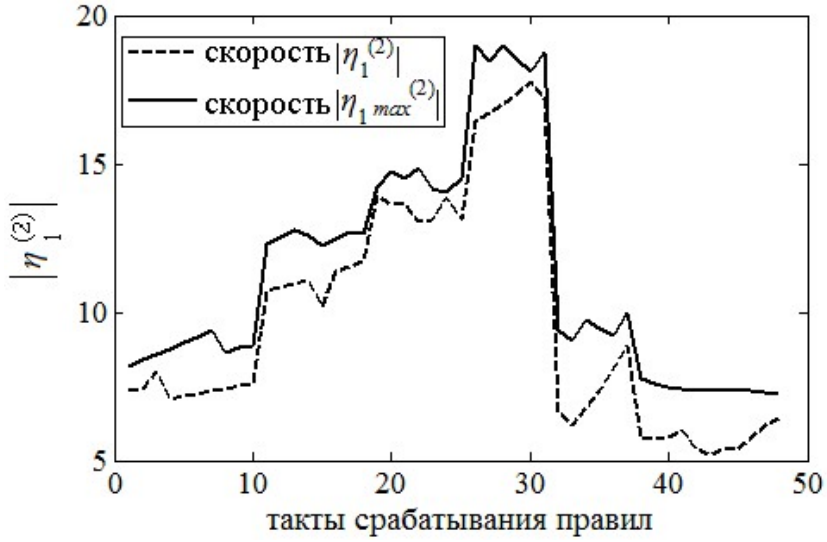
*Задание по скорости:*
0 об/мин → 60 об/мин → 0 об/мин → -60 об/мин

# Переходные процессы при номинальных параметрах регулятора и привода

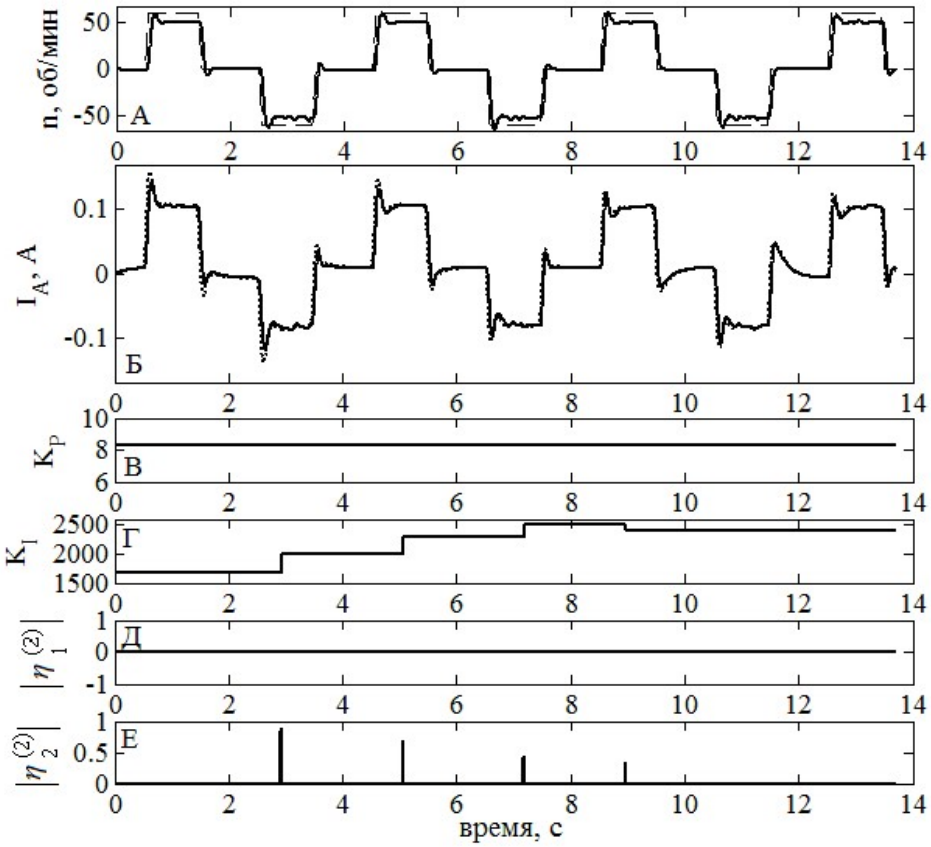


# Настройка П-регулятора скорости. Эксперимент с маховиком удвоенной массы



# Настройка ПИ-регулятора тока якоря. Эксперимент с с дополнительным сопротивлением в обмотке якоря



# Выводы

1) В работе предложен подход к вычислению верхней допустимой границы скорости оперативного обучения нейронной сети нейросетевого настройщика параметров линейных регуляторов, основанный на использовании функции Ляпунова и оценке устойчивости системы управления.

2) Полученные результаты позволяют сделать вывод об адекватности предложенного подхода. В течение всех опытов система управления оставалась устойчивой с точки зрения выбранных критериев. В целом, скорость обучения $\eta_k^{(2)}$ (k =1, 2), рассчитываемая на основе базы правил, в большинстве случаев ниже, чем скорость $\eta_{k\,max}^{(2)}$, рассчитанная по предложенному критерию.

3) Кривые $\eta_k^{(2)}$ и $\eta_{k\,max}^{(2)}$ имеют одинаковый характер практически для всех опытов. Это также подтверждает адекватность формул для расчета скорости обучения, используемых в базе правил. Кроме того, за все время проведения экспериментов не было срабатываний ветви алгоритма, требующего остановки адаптации, что говорит и об адекватности предложенных правил.

4) При этом постоянное использование предельных скоростей $\eta_{k\,max}^{(2)}$ вместо скоростей из базы правил $\eta_k^{(2)}$ может приводить к снижению энергоэффективности работы ОУ.