

УДК 621.01(06).62-83

ПОСТРОЕНИЕ ПИД-РЕГУЛЯТОРА НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ И НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ПРИ РЕГУЛИРОВАНИИ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТИ НАСОСОВ

В. Ф. Борисенко, докт. техн. наук, проф., **В. П. Овсянников**, канд. техн. наук, доц., **П. С. Плис**, студент
Донецкий национальный технический университет

Рассмотрены способы построения модифицированных ПИД - регуляторов на основе нечеткой логики и нейронных сетей для регулирования производительности насосов, изложены необходимые теоретические вопросы их структуры и моделирования

Насосный агрегат, ПИД-регулятор, логика, нейронные сети

Проблема и ее связь с научными или практическими задачами. При работе насосных агрегатов большое значение имеет стабилизация давления в трубопроводе при изменениях параметров сети. Как известно, регулирование производительности насоса возможно за счет изменения сопротивления задвижки на выходе насосной станции, а также изменением частоты вращения ротора насосного агрегата. В данной работе рассмотрены принципы стабилизация давления на выходе насосной станции за счет автоматического изменения частоты питающего напряжения при изменении сопротивления задвижки, которая расположена в конце напорного трубопровода. Для связи положения задвижки и давления на выходе, как правило, вводят дополнительный контур регулирования с ПИД-регулятором.

Анализ исследований и публикаций.

Классический пропорционально - интегрально - дифференциальный регулятор (ПИД-регулятор) имеет плохие показатели качества при управлении нелинейными и сложными системами. Причем изменение свойств такого объекта регулирования приводит к необходимости коррекции коэффициентов регулятора. Так что, изменение положения выходной задвижки требует перенастройки ПИД-регулятора. Его характеристики в этих случаях можно улучшить с помощью методов нечеткой логики и нейронных сетей.

Изложение материала и результаты.

Для построения алгоритма управления насосным агрегатом при помощи изменений частоты вращения асинхронного двигателя за счет изменения частоты питающего напряжения необходимо уточ-

нить математическую модель системы электродвигатель – насос - напорный трубопровод которая рассмотрена в [1], а именно определить граничное условие в начале трубопровода в точке установки насосного агрегата с частотно управляемым приводом.

После соответствующих преобразований получим:

$$Q_1 = \frac{-m + B \cdot \frac{w(U(\overline{w_s}(t)))}{w_{mn}} + \sqrt{\left(-m + B \frac{w(U(\overline{w_s}(t)))}{w_{mn}}\right)^2 + 4 \cdot CZ_1}}{2 \cdot C}, \text{ если } Z_1 > 0$$

$$p_1 = p_2 + m(Q_1 - Q_2) + n \cdot Q_{cp} \cdot |Q_{cp}|,$$

$$Q_1 = 0, \text{ если } Z_1 \leq 0$$

$$Z_1 = A \cdot \left(\frac{w(U(\overline{w_s}(t)))}{w_{mn}}\right)^2 - p_2 + m \cdot Q_2 - n \cdot Q_{cp} \cdot |Q_{cp}|$$

где Q_1, p_1 - расход и давление в начале трубопровода,
 A, B, C – коэффициенты аппроксимирующие напорную характеристику насоса,

$$m = \frac{\rho C}{S_1}, \rho - \text{плотность жидкости, } C - \text{скорость распространения}$$

ударной волны, S_1 – площадь сечения трубопровода,

$w(U(\overline{w_s}(t)))$ - текущая частота вращения ротора,

$U(\overline{w_s}(t))$ - величина питающего напряжения,

$\overline{w_s}(t)$ - текущая частота питающего напряжения,

\overline{V} - вектор управляющих параметров регулятора частоты питающего напряжения,

Q_2, p_2 - известные расход и давление в точке трубопровода на расстоянии Δx от начала трубопровода в момент времени $t - \Delta t$,

Δx – величина шага сетки характеристик [1],

t – текущий момент времени, причем $\Delta t = \Delta x C^{-1}$ [1],

$n \cdot Q_{cp} \cdot |Q_{cp}|$ - потери давления на участке Δx ,

Z_1 – коэффициент, показывающий направление течения жидкости в начале трубопровода.

Граничные условия в начале трубопровода насосной установки имеют вид:

$$\left. \begin{matrix} p_n = p_1 \\ Q_n = Q_1 \end{matrix} \right\} \text{при } Z_1 > 0, \text{ где } Q_n, p_n - \text{расход и давление насосного агрегата. } Q_n = 0 \text{ при } Z_1 > 0.$$

Момент на валу двигателя насосного агрегата определяется из выражения: $M_n = \frac{Q_n p_n}{w(U(w_s(t))) \cdot \eta_n(w(U(w_s(t))))}$,

где $\eta_n(w(U(w_s(t))))$ - коэффициент полезного действия насоса.

Приведенная выше система уравнений совместно с моделью асинхронного электродвигателя и динамических процессов в напорном трубопроводе [1] позволяет построить имитационную модель и определить вектор управляющих воздействий, обеспечивающий заданный режим течения жидкости в трубопроводе.

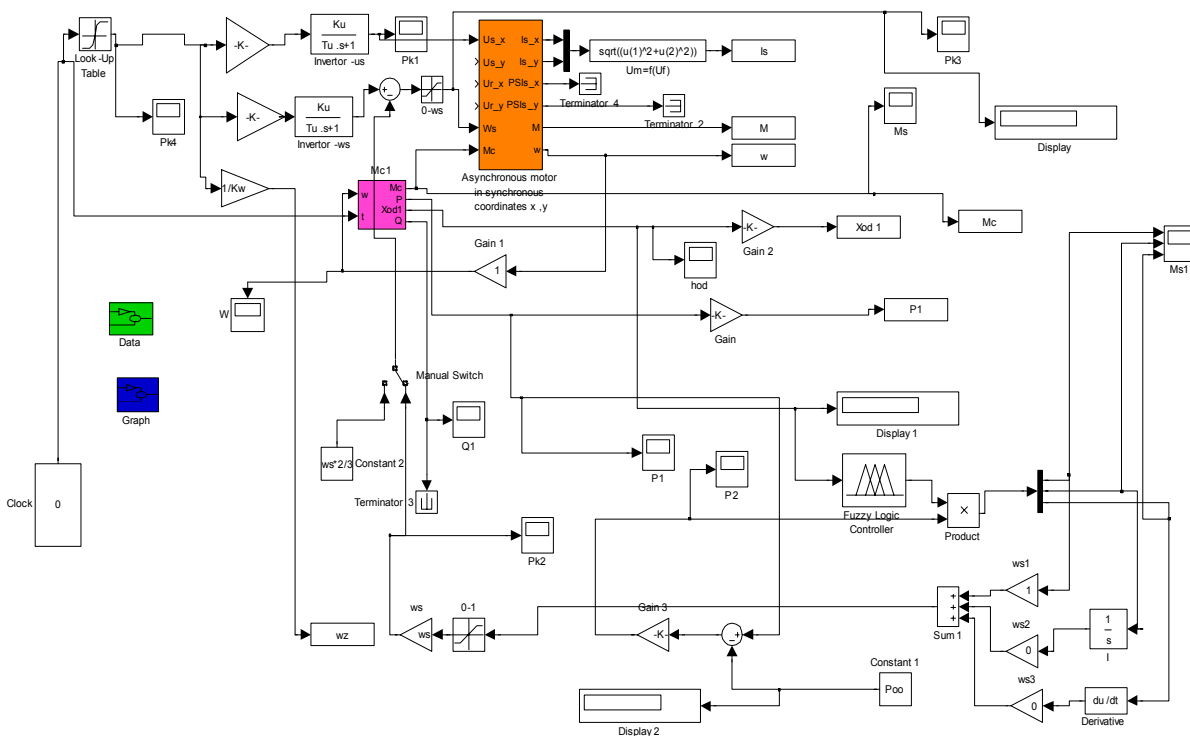


Рисунок 1 – Имитационная модель системы электродвигатель - насос - напорный трубопровод с ПИД регулятором

Необходимо отметить что система – электродвигатель - насосный агрегат - напорный трубопровод представляет собой сложный объект с распределенными параметрами и различными инерционны-

ми свойствами всех трех составляющих частей этой системы. В частном случае вектор \bar{V} может представлять величину $w_s(t)$ - частоту питающего напряжения электродвигателя. Как отмечалось выше, достаточно распространенным устройством управления в этих системах являются пропорционально – интегральные – дифференциальные (ПИД) регуляторы, которые имеют передаточную функцию:

$$W(p) = K_u + \frac{T_i}{p} + T_d p,$$

где K_u, T_i, T_d - коэффициенты для их определения можно применять нечеткое управление, которое используется при недостаточном знании объекта управления, но наличии опыта управления им; в нелинейных системах, идентификация которых слишком трудоемка, а также в случаях, когда по условию задачи необходимо использовать знания эксперта.

Нечеткая логика в ПИД-регуляторах используется преимущественно двумя путями: для построения самого регулятора и для организации подстройки коэффициентов ПИД-регулятора. Подстройка может быть выполнена автоматически с помощью блока нечеткой логики. Блок нечеткой логики использует базу правил и методы нечеткого вывода, т.е. приведение к четкости (дефузификации) нечеткого набора выводов в четкое число [2].

В общем случае механизм логического вывода включает четыре этапа: введение нечеткости (фузификация), нечеткий вывод, композиция и приведение к четкости, или дефузификация (рис. 2).

Фузификация – сопоставление множества значений x и ее функции принадлежности $M(x)$, т.е. перевод значений x в нечеткий формат.

Алгоритмы нечеткого вывода различаются главным образом видом используемых правил, логических операций и разновидностью метода дефузификации. В настоящее время широко используются такие алгоритмы нечеткого вывода: Мамдани, Сугено, Ларсена, Цукамото.

Имеется большое количество методов приведения к четкости [2]. Наиболее распространенными являются центроидный, первый максимум (First-of-Maxima), средний максимум (Middle-of-Maxima), критерий максимума (Max-Criterion), высотная дефузификация (Height defuzzification).



Рисунок 2 – Система нечеткого логического вывода

Решение задач математического моделирования сложных систем с применением аппарата нечетких множеств требует выполнения большого объема операций над разного рода лингвистическими и другими нечеткими переменными. Для удобства исполнения операций, а также для ввода-вывода и хранения данных, желательно работать с функциями принадлежности. Правила в теории нечетких систем представляют собой базу знаний, формируемую специалистами в виде, например:

P_1 : если x есть A_1 , тогда y есть B_1 ,

P_2 : если x есть A_2 , тогда y есть B_2 ,

.....

P_n : если x есть A_n , тогда y есть B_n ,

где x – входная переменная (имя для известных значений данных), y – переменная вывода (имя для значения данных, которое будет вычислено); A и B – функции принадлежности, определенные соответственно на x и y .

Фуззи-подстройка (рис. 3) позволяет уменьшить перерегулирование, снизить время установления переходных процессов и повысить робастность ПИД-регулятора.

Процесс автонастройки регулятора с помощью блока нечеткой логики начинается с поиска начальных приближений коэффициентов регулятора K , T_i , T_d . Предлагается использовать настройку по методу максимального коэффициента усиления. Этот способ применяется, если есть колебательный процесс, при котором значения регулируемой величины значительно выходят за пределы задания. Алгоритм настройки следующий. Определяется предельный коэффициент K_{\max} усиления при котором система автоматического регулирования и

объект переходят в колебательный режим, т.е. без интегральной и дифференциальной части ($T_d=0$, $T_i=0$). Вначале $K=0$, затем он увеличивается до тех пор, пока САР и объект переходит в колебательный режим. Потом определяется период колебаний t_c , вычисляются коэффициенты настройки согласно следующим примерным соотношениям для ПИД-регулятора: $K=0.6 \cdot K_{\max}$, $T_i=0.5 \cdot t_c$, $T_d=0.12 \cdot t_c$.

Далее построения нечеткого регулятора проводится поэтапно. Сначала выбираются диапазоны входных и выходных сигналов блока автонастройки, форма функций принадлежности искомым параметрам, правила нечеткого вывода, механизм логического вывода, метод дефузификации и диапазоны масштабных множителей, необходимых для пересчета четких переменных в нечеткие. Отметим, что при проектировании подобных («нечетких») регуляторов основным этапом является задание набора нечетких правил. Другие аспекты: выбор формы функций принадлежности, алгоритма приведения к четкости и т.п. представляются задачами более простыми.

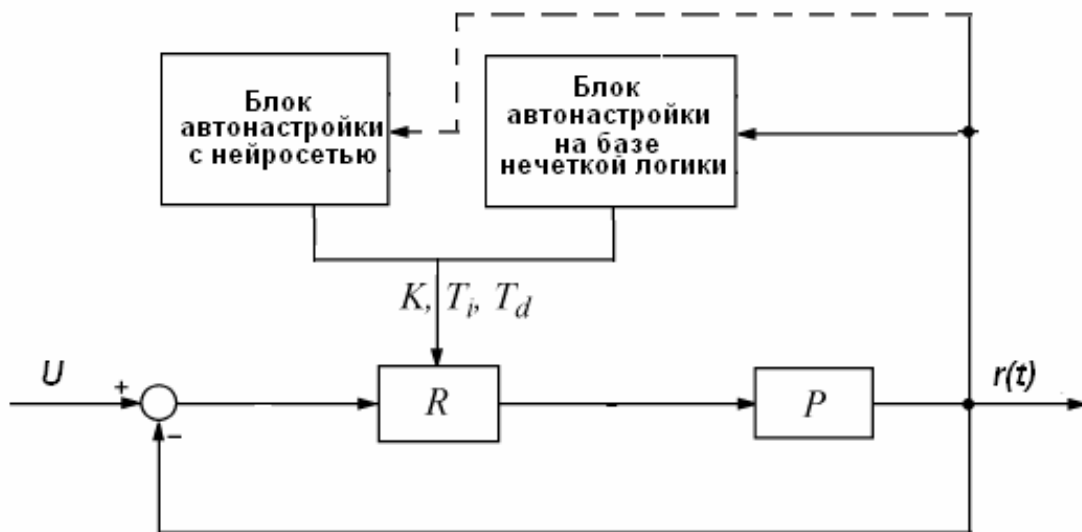


Рисунок 3 – Структура ПИД-регулятора с блоком автонастройки на основе нечеткой логики или нейронной сети

Блок автонастройки ПИД-регулятора, построенный с помощью FIS-редактора математического пакета Matlab, представлен на рис.4. Интерфейс главного окна редактора позволяет задавать необходимые параметры нечеткой системы.

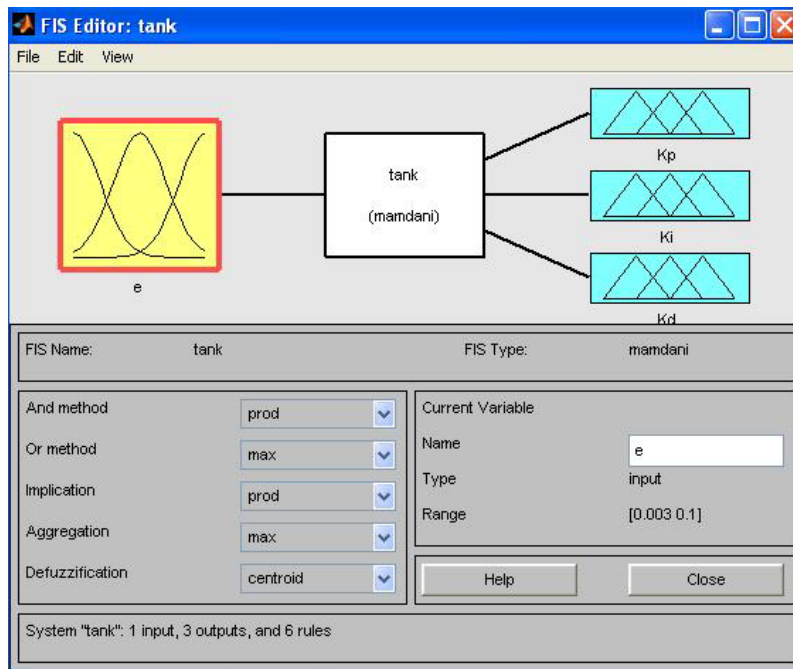


Рисунок 4 – Главное окно FIS-редактора

Набор правил, который задается экспертом, задается в окне редактора правил (Rule Editor) (рис. 5). При введении каждого правила необходимо определить соответствие между каждой функцией принадлежности входного сигнала $r(t)$ и числовым значением каждого из коэффициентов регулятора.

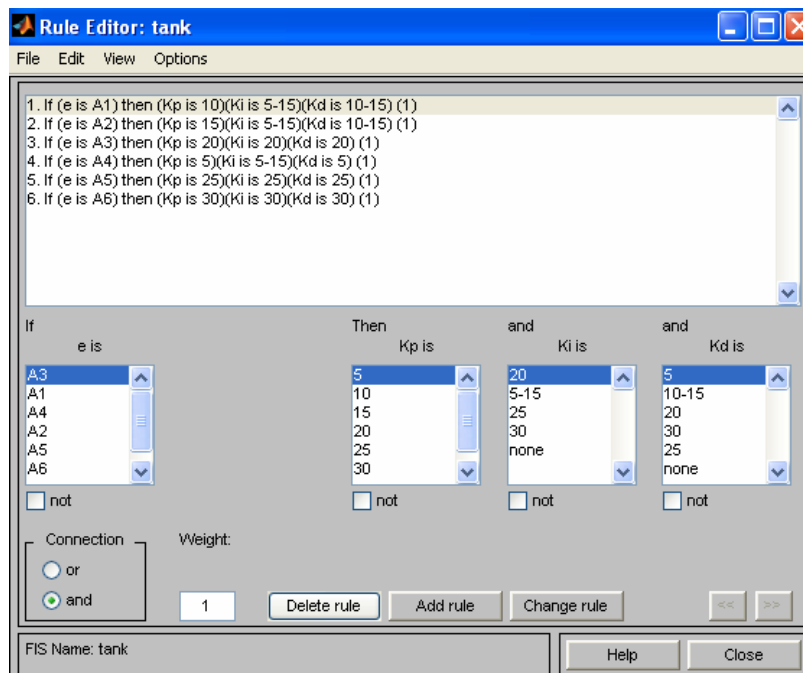


Рисунок 5 – Интерфейс редактора правил (Rule Editor) нечеткой системы

Вообще говоря, системы с нечеткой логикой целесообразно применять для сложных процессов, когда нет простой математической модели; если экспертные знания об объекте или о процессе можно сформулировать только в лингвистической форме. Данные системы применять нецелесообразно, когда требуемый результат может быть получен каким-либо другим (стандартным) путем, или когда для объекта или процесса уже найдена адекватная и легко исследуемая математическая модель.

Отметим, что основные недостатки систем с нечеткой логикой связаны с тем, что:

исходный набор нечетких правил формулируется экспертом-человеком и может оказаться неполным или противоречивым;

вид и параметры функций принадлежности, описывающих входные и выходные переменные системы, выбираются субъективно и могут оказаться не вполне отражающими реальную действительность.

Нейронные сети, как и нечеткая логика, используются в ПИД-регуляторах двумя путями: для построения самого регулятора и для построения блока настройки его коэффициентов. Особенностью нейронной сети является способность к "обучению", что позволяет передать нейронной сети опыт эксперта. Регулятор с нейронной сетью похож на регулятор с табличным управлением, однако отличается специальными методами настройки ("обучения"), разработанными для нейронных сетей [3,4].

Нейронная сеть (рис. 6) состоит из множества связанных между собой нейронов, количество связей может составлять тысячи. Благодаря нелинейности функций активации и большому количеству настраиваемых коэффициентов нейронная сеть может выполнять достаточно точно нелинейное отображение множества входных сигналов во множество выходных.

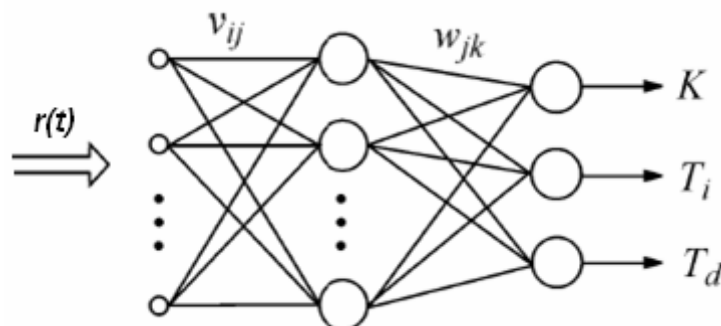


Рисунок 6 – Структура нейронной сети в блоке автонастройки

В отличие от нечеткого регулятора, где эксперт должен сформулировать правила настройки в лингвистических переменных, при использовании нейронной сети от эксперта не требуется формулировка правил – достаточно, чтобы он несколько раз сам настроил регулятор в процессе "обучения" нейронной сети.

Возможность обучения — одно из главных преимуществ нейронных сетей перед традиционными алгоритмами. Технически обучение заключается в нахождении коэффициентов связей между нейронами. В процессе обучения нейронная сеть способна выявлять сложные зависимости между входными данными и выходными, а также выполнять обобщение.

При обучении сеть в определенном порядке просматривает обучающую выборку. Для обучения набор исходных данных делят на две части — собственно обучающую выборку и тестовые данные. Обучающие данные подаются сети для обучения, а проверочные используются для расчета ошибки сети (проверочные данные никогда для обучения сети не применяются). Таким образом, если на проверочных данных ошибка уменьшается, то сеть действительно выполняет обобщение. Если ошибка на обучающих данных продолжает уменьшаться, а ошибка на тестовых данных увеличивается, значит, сеть перестала выполнять обобщение и просто «запоминает» обучающие данные. В таких случаях обучение обычно прекращают. Качество обучения сети напрямую зависит от количества примеров в обучающей выборке.

Математически процесс обучения можно описать следующим образом. В процессе функционирования нейронная сеть формирует выходной сигнал Y в соответствии с входным сигналом X , реализуя некоторую функцию $Y=G(X)$. Если архитектура сети задана, то вид функции G определяется значениями синаптических весов и смещений сети.

Пусть решением некоторой задачи является функция $Y=F(X)$, заданная парами входных-выходных данных $(X^1, Y^1), (X^2, Y^2), \dots, (X^N, Y^N)$, для которых $Y^k=F(X^k)$ (где $k=1, 2, \dots, N$). Обучение состоит в поиске (синтезе) функции G , близкой к F в смысле некоторой функции ошибки E (рис. 7).

Если выбраны множество обучающих примеров-пар (X^k, Y^k) (где $k=1, 2, \dots, N$) и способ вычисления функции ошибки E , то обучение нейронной сети превращается в задачу многомерной оптимизации, имеющую очень большую размерность, при этом, поскольку

функция E может иметь произвольный вид, обучение в общем случае – многоэкстремальная невыпуклая задача оптимизации.



Рисунок 7 – Иллюстрация процесса обучения нейронной сети

В результате построения такого отображения (т.е. $X \rightarrow Y$) необходимо добиться того, чтобы:

обеспечивалось формирование правильных выходных сигналов в соответствии со всеми примерами обучающей выборки;

обеспечивалось формирование правильных выходных сигналов в соответствии со всеми возможными входными сигналами, которые не вошли в обучающую выборку.

Процесс обучения нейронной сети в данном случае выглядит следующим образом. Эксперту предоставляют возможность подстраивать параметры регулятора K , T_i , T_d в замкнутой системе автоматического регулирования при различных входных воздействиях $r(t)$. Предполагается, что эксперт умеет это делать с достаточным для практики качеством. Временные диаграммы переменных, полученные в системе, подстраиваемой экспертом, записываются в архив и затем подаются на нейронную сеть, подключенную к ПИД-регулятору. Нейронная сеть настраивается таким образом, чтобы максимально приблизить выходной сигнал, полученный в процессе обучения нейронной сети, с сигналом, полученным с участием эксперта. После выполнения процедуры обучения параметры нейронной сети заносятся в блок автонастройки. В соответствии с теорией нейронных сетей, обученная нейронная сеть должна вести себя так же,

как и эксперт, причем даже при тех входных воздействиях, которые не были включены в набор сигналов, использованных при обучении.

Типовая структура системы автоматического регулирования с ПИД-регулятором и нейронной сетью в качестве блока автонастройки показана на рис. 8. Нейронная сеть в данной структуре выполняет роль функционального преобразователя, который для каждого набора входных сигналов $r(t)$, т.е. положения задвижки на выходе станции, вырабатывает коэффициенты ПИД-регулятора K , T_i , T_d .

Построение ПИД-регулятора на основе нечеткой логики и нейронной сети и его применение в конкретной задаче проводилось на примере насосной станции, упрощенная схема которой представлена на рис. 8. Асинхронный двигатель (М) приводит во вращение центробежный насосный агрегат (НА) типа К-100-65-250 мощностью 45кВт, с производительностью $100 \text{ м}^3/\text{ч}$, напором 80 м. Регулирующее устройство (УР) представляет собой вышеупомянутый модифицированный ПИД-регулятор, который регулирует производительность регулируемым клапаном (КР), установленным на выходе станции.

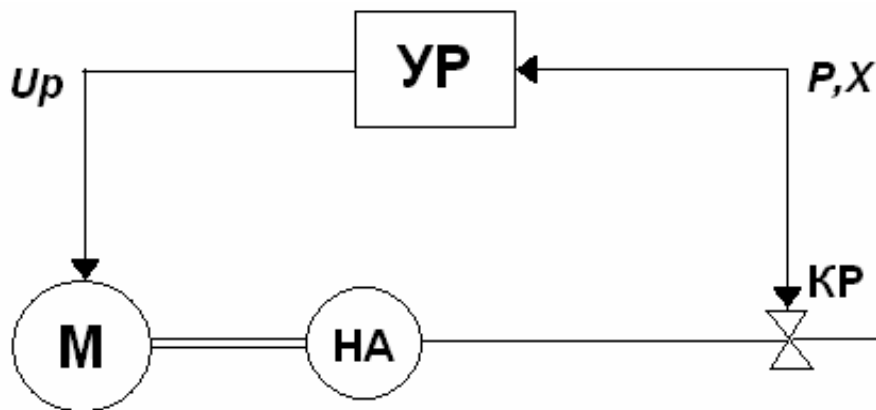


Рисунок 8 – Упрощенная схема насосной станции

Информация о положении задвижки (X) и давления на выходе станции (P) поступает в регулирующее устройство, там обрабатывается и формируется соответствующий управляющий сигнал (U_p), обеспечивающий стабильную работу установки. Графики переходных процессов изображены на рис. 9.

Выводы и направление дальнейших исследований

Главным недостатком нечеткого и нейрорегулятора является сложность их настройки (составление базы правил и обучение нейронной сети). И тем не менее, рассмотренные способы автоматической настройки и адаптации при построении ПИД-регуляторов в настоящее время являются наиболее актуальными, особенно при управ-

лени нелинейными объектами, нестационарными процессами или просто при необходимости изменять параметры в зависимости от некоторых условий.

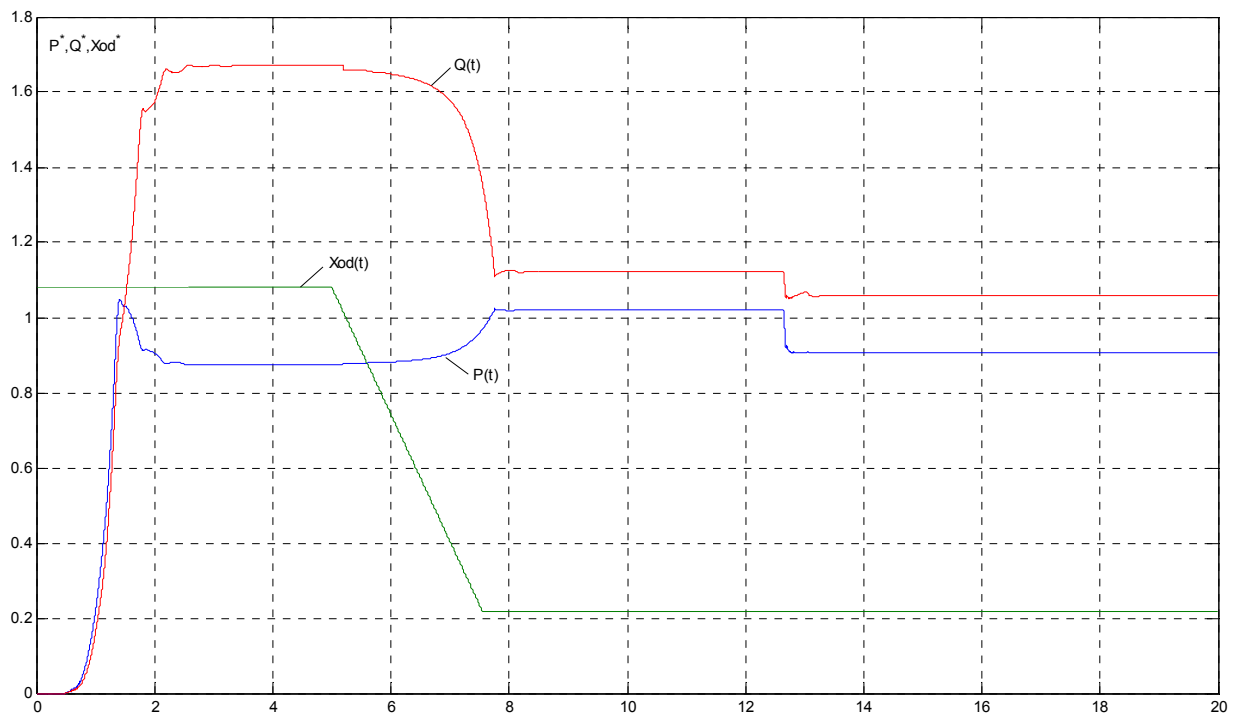


Рисунок 9 – Графики переходных процессов в системе электродвигатель-насос напорный трубопровод при закрытии задвижки (конечное положение штока задвижки принималось равным $D_H/5$, где D_H – диаметр трубопровода, время закрытия 20 секунд)

В дальнейшем предполагается рассмотреть алгоритмы настройки и адаптации при построении ПИД-регуляторов для стабилизации работы насосных станций с насосными агрегатами различных типов.

Список источников

- 1 Динамика электромеханической системы «преобразователь частоты – АД с К.З.Р. – насос» с учетом нестационарного течения жидкости в трубопроводе *Машиностроение и техносфера XXI века // Сборник трудов международной научно технологической конференции в г. Севастополе 12-17 сентября 2005 г. Донецк: ДонНТУ 2005 г. С. 98.*
- 2 Денисенко В. ПИД-регуляторы: принципы построения и модификации. –СТА, №4, 2006 г., стр. 66-74
- 3 Рутковская Д., Пилинский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер. с польск. И.Д. Рудинского. – М.: Горячая линия – Телеком, 2006. – 452 с.: ил.
- 4 В.В. Круглов, М.И. Дли, Р.Ю. Голупов. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети. – 221 с.

Стаття надійшла до редколегії 25.10.2009

Рецензент: канд. техн. наук, доц. К. Н. Маренич

В.Ф.Борисенко, В.П.Овсяніков, П.С.Пліс. Побудова ПІД-регулятора на підставі нечіткої логіки і нейронних мереж при регулюванні продуктивності насосів. Розглянуті способи побудови модифікованих ПІД-регуляторів на підставі нечіткої логіки і нейронних мереж для регулювання продуктивності насосів, викладені необхідні теоретичні питання їх структури та моделювання насосний агрегат, ПІД-регулятор, логіка, нейронні мережи

V.Borisenko, V.Ovsiannikov, P.Plis. Construction of PID-Regulators on the Basis of Fuzzy Logic and Neuron Networks for Adjusting the Productivity of Pump Units. The methods of constructing the modified PID-regulators are considered on the basis of fuzzy logic and neuron networks for adjusting the productivity of pumps, the necessary theoretical questions of their structure and design are expounded.
pump unit, PID-regulator, logic, neuron networks

© В. Ф. Борисенко, В. П. Овсянников, П. С. Пліс, 2009