

ИНФОРМАЦИОННАЯ ТЕХНОЛОГИЯ ПРОЕКТИРОВАНИЯ РОБАСТНЫХ БАЗ ЗНАНИЙ НЕЧЕТКИХ РЕГУЛЯТОРОВ. Ч. 1: ПРИМЕНЕНИЕ МЯГКИХ ВЫЧИСЛЕНИЙ

**Ульянов Сергей Викторович¹, Добрынин Владимир Николаевич²,
Мишин Андрей Анатольевич³, Тятюшкина Ольга Юрьевна⁴,
Резникова Наталья Владимировна⁵**

¹Доктор физико-математических наук, профессор;
ГОУ ВПО Международный Университет природы, общества и человека «Дубна»,
Институт системного анализа и управления;
141980, Московская обл., г. Дубна, ул. Университетская, 19;
e-mail: ulyanovsv@mail.ru.

²Кандидат технических наук, профессор Института системного анализа и управления;
ГОУ ВПО Международный Университет природы, общества и человека «Дубна»,
Институт системного анализа и управления;
141980, Московская обл., г. Дубна, ул. Университетская, 19;
e-mail: arbatsolo@yandex.ru.

³Ассистент;
ГОУ ВПО Международный университет природы, общества и человека «Дубна»,
Институт системного анализа и управления;
141980, Московская обл., г. Дубна, ул. Университетская, 19,
e-mail: andrmish@yandex.ru.

⁴Старший преподаватель;
ГОУ ВПО Международный университет природы, общества и человека «Дубна»,
Институт системного анализа и управления;
141980, Московская обл., г. Дубна, ул. Университетская, 19;
e-mail: tyatyushkina@mail.ru.

⁵Студент;
ГОУ ВПО «Международный Университет природы, общества и человека «Дубна»,
Институт системного анализа и управления;
141980, Московская обл., г. Дубна, ул. Университетская, 19;
e-mail: natalya-reznikova7@yandex.ru.

На основе результатов моделирования показано, что использование разработанного инструментария в ситуациях обучения и в непредвиденных ситуациях управления приводит к повышению уровня робастности интеллектуальных систем управления.

Ключевые слова: интеллектуальное управление, робастность, мягкие вычисления.

INFORMATION DESIGN TECHNOLOGY OF FUZZY CONTROLLER ROBUST KNOWLEDGE BASE. PT 1: SOFT COMPUTING APPLICATION

**Ulyanov Sergey¹, Dobrynin Vladimir², Mishin Andrey³,
Tyatyushkina Olga⁴, Reznikova Natalya⁵**

¹Doctor of Science in Physics and Mathematics, professor;
Dubna International University of Nature, Society and Man,
Institute of system analysis and management;
141980, Dubna, Moscow reg., Universitetskaya str., 19;
e-mail: ulyanovsv@mail.ru.

²*Candidate of Science in Engineering, professor of Institute of system analysis and management; Dubna International University of Nature, Society and Man, Institute of system analysis and management; 141980, Dubna, Moscow reg., Universitetskaya str., 19; e-mail: arbatsolo@yandex.ru.*

³*Teacher; Dubna International University of Nature, Society and Man, Institute of system analysis and management; 141980, Dubna, Moscow reg., Universitetskaya str., 19; e-mail: andrmish@yandex.ru.*

⁴*Senior teacher; Dubna International University of Nature, Society and Man, Institute of system analysis and management; 141980, Dubna, Moscow reg., Universitetskaya str., 19; e-mail: tyatyushkina@mail.ru.*

⁵*Student; Dubna International University of Nature, Society and Man, Institute of system analysis and management; 141980, Dubna, Moscow reg., Universitetskaya str., 19; e-mail: natalya-reznikova7@yandex.ru.*

Using the simulation results is shown that with the application of a developed toolkit in learning situations and in unpredicted control situations the robust level of intelligent control systems is increased.

Keywords: intelligent control, robust knowledge base, soft computing.

Введение

Разработка нечетких регуляторов (НР) является одной из самых практических областей применения теории нечетких систем. Для разработчиков систем управления, нечеткие системы столь привлекательны в силу того, что они являются универсальными аппроксиматорами систем с плохо известной динамикой и структурой. Кроме того, они обеспечивают более простой и естественный подход к управлению, являясь тем самым эффективной альтернативой классической теории управления [1].

Нечеткие системы основаны на нечеткой логике, позволяющей представить качественные знания о проблемной области в виде системы вывода, способной осуществлять приближенные рассуждения. В традиционных нечетких системах управления (НСУ) база знаний (БЗ) (включающая параметры функций принадлежности и множество нечетких правил) формируется с помощью человека-эксперта. Нечеткая логика сама по себе не содержит механизмов формирования БЗ. Это означает, что подход к построению НСУ на основе нечеткой логики, по сути своей, не содержит механизмов адаптации и обучения (самоастройки), необходимых для построения интеллектуальных систем управления (ИСУ). Поэтому разработка самоорганизующихся ИСУ основана на использовании технологии так называемых мягких вычислений, включающей использование генетических алгоритмов (ГА) для поиска оптимального управления и использование нечеткой нейронной сети (ННС) для аппроксимации найденного ГА оптимального сигнала управления и извлечения на его основе оптимальной БЗ.

Под «оптимальной БЗ» мы имеем в виду БЗ НР с оптимальными параметрами функций принадлежности и числом правил, соответствующими аппроксимации с требуемой точностью оптимального сигнала управления, полученному ГА.

Традиционные подходы к построению НСУ на основе мягких вычислений используют в качестве функции пригодности ГА критерий минимума ошибки управления. Однако в общем виде, например, в случае существенно нелинейных и неустойчивых динамических систем управления, и при наличии различных стохастических воздействий, критерий «минимум ошибки управления» не гарантирует нахождение робастного и устойчивого управления [2]. Поэтому, для построения самоорганизующихся НР (и их робастных БЗ) как устойчивых, так и неустойчивых объектов управления в условиях различной физической природы

стохастических шумов, на первом этапе технологии проектирования мы разработали инструментарий мягких вычислений, основанный на стохастическом моделировании объекта управления с использованием нового критерия качества управления (функция пригодности в ГА). Этот критерий базируется на принципах минимума скорости производства энтропии как в объекте управления, так и в самом регуляторе, включая также и критерий «минимума ошибки управления» [3, 4].

В данной статье описывается опыт применения разработанного программно-ориентированного инструментария, основанного на мягких вычислениях и стохастическом моделировании. Представлены результаты моделирования робастных законов управления для интеллектуальных нечетких ПИД-регуляторов сложными нелинейными динамическими объектами управления, описываемых существенно-нелинейными дифференциальными уравнениями, содержащими стохастические нелинейности и флуктуирующие параметры структуры объекта управления. С помощью инструментария, разработанного авторами, промоделированы различные варианты робастных БЗ, позволяющих осуществлять управление подобного рода объектами управления в условиях неопределенности информации о внешних возмущениях на объект управления и изменений задающих сигналов. Робастность законов управления достигается за счет введения функционала качества управления в виде вектор-функции пригодности ГА, содержащей в качестве одной из компонент физический принцип минимума производства энтропии как в объекте управления, так и в интеллектуальном регуляторе. Статья состоит из двух разделов: (1) краткое описание инструментария, основанного на мягких вычислениях и стохастическом моделировании для построения самоорганизующихся НР и их БЗ; (2) представление и анализ результатов моделирования для двух типов существенно нелинейных и неустойчивых динамических систем (маятник с переменной длиной и осциллятор Нозе-Ховера).

Кратко результаты статьи были представлены на международной конференции по управлению, посвященной памяти Б.Н. Петрова [3].

1. Система стохастического нечеткого моделирования, основанная на мягких вычислениях

На рис. 1 показана общая структура самоорганизующегося НР.

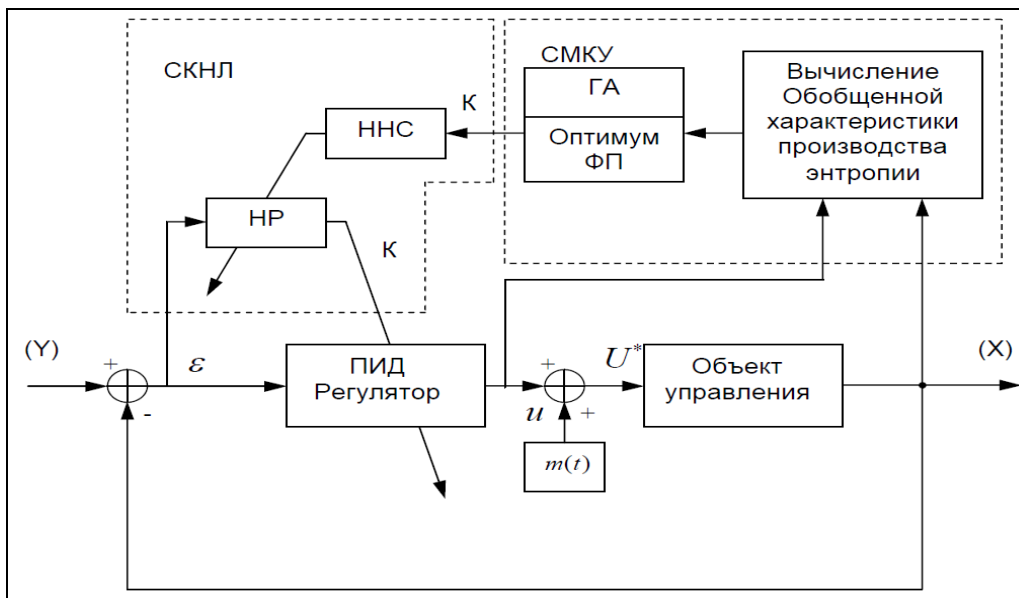


Рис. 1. Общая структура самоорганизующегося НР

Использованы следующие обозначения: ГА – генетический алгоритм; ФП – функция пригодности ГА; e – ошибка управления; U^* – оптимальный сигнал управления; $m(t)$ – возмущение на объект управления; НР – нечеткий регулятор; ННС – нечеткая нейронная сеть; СМКУ – система моделирования качества управления с помощью ГА и заданной функции пригодности; $K = \{k_p(t), k_D(t), k_I(t)\}$ – параметры ПИД-регулятора; ТНРП – таблица нечетких решающих правил; СКНЛ – система классификации нечеткой логики k_j ($j = P, D, I$) – текущие значения параметров ПИД-регулятора $K = \{k_p(t), k_D(t), k_I(t)\}$. Разрабо-

танный нами инструментарий, основанный на мягких вычислениях, позволяет извлекать робастную БЗ НСУ на основе моделирования термодинамического поведения данного объекта управления в условиях случайного шума. Общая схема этого процесса на макро уровне показана на рис. 2.



Рис. 2. Общая схема процесса построения БЗ в НР

Этап 0: Пользователь выбирает подходящую для его задачи управления нечеткую модель вывода. Соответственно он делает следующий выбор:

1. Тип нечеткой модели Сугено 0.
2. Число входных и выходных переменных НСУ.
3. Тип нечетких правил.
4. Тип функций принадлежности входных и выходных переменных.

Этап 1: С помощью ГА мы находим решение $\{k_p(t), k_d(t), k_i(t)\}$ близкое к оптимальному управлению. Выходом от ГА является обучающий сигнал (teaching signal), представляющий собой следующую таблицу:

<i>in</i>	<i>out</i>
$E_1(t_1)$	$K_1(t_1)$
\vdots	\vdots
$E_n(t_n)$	$K_n(t_n)$

где $E_i(t_i) = \{e(t_i), \dot{e}(t_i), \int e(t_i)\}$ – вектор, компоненты которого – ошибка управления, ее производная и интеграл соответственно, и $K_i(t_i) = \{k_p(t), k_d(t), k_i(t)\}$ – параметры PID-регулятора. Полученное на основе ГА-оптимизации множество значений оптимального управления минимизирует выбранную разработчиком функцию пригодности (ФП) задающую критерий качества управления для заданного объекта управления.

Этап 2: Обучающий сигнал, сформированный на этапе 1, подается на вход ННС, которая аппроксимирует его с помощью заданной пользователем (этап 0) нечеткой модели вывода, используя метод обратного распространения ошибки. Таким образом, реализуя процесс обучения на ННС, мы настраиваем НСС на заданный обучающий сигнал. Результатом обучения является построенная БЗ НР (база знаний нечеткого регулятора), включающая множество правил и оптимально определенные параметры функций принадлежности входных и выходных переменных.

Этап 3: Разработанный на этапе 2 НР тестируется (с помощью системы моделирования движения объекта управления). Если результаты моделирования приемлемы, разработанный НР может использоваться в

режиме реального времени. Если результаты моделирования не удовлетворительны, этапы 0 – 3 могут быть повторены с новой функцией пригодности ГА.

Для программной реализации вышеприведенных этапов использовались следующие средства:

- Этапы 1 и 3: Матлаб и Симулинк для моделирования движения объекта управления,
- и С++ реализации ГА и НК для оптимизации и моделирования системы управления;
- Этапы 0 и 2: программный продукт Adaptive Fuzzy Modeler (AFM).

Симулинк-структура этапа 1 показана на рис.3.

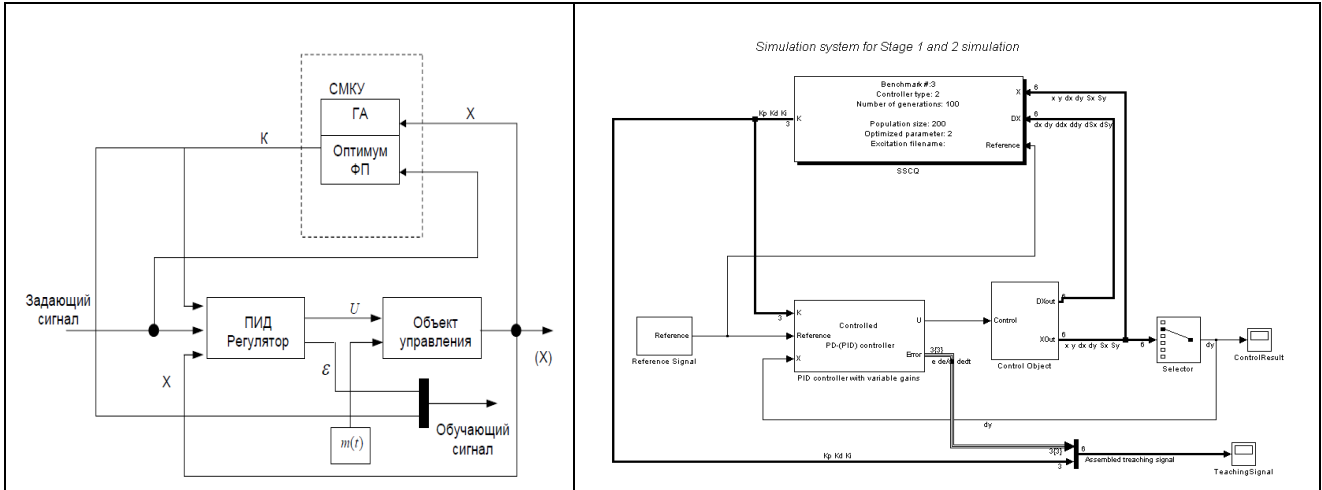


Рис. 3. Блок-схема и Симулинк-структура этапа 1

На рис. 3 СМКУ – система моделирования качества управления представляет собой блок поиска оптимального управления с помощью ГА и заданной функции пригодности.

Для реализации этапа 2, в первой версии нашего инструментария мягких вычислений мы используем пакет Adaptive Fuzzy Modeler (AFM), разработанный ST Microelectronics (Italy) [5].

Симулинк-структура этапа 3 показана на рис.4.

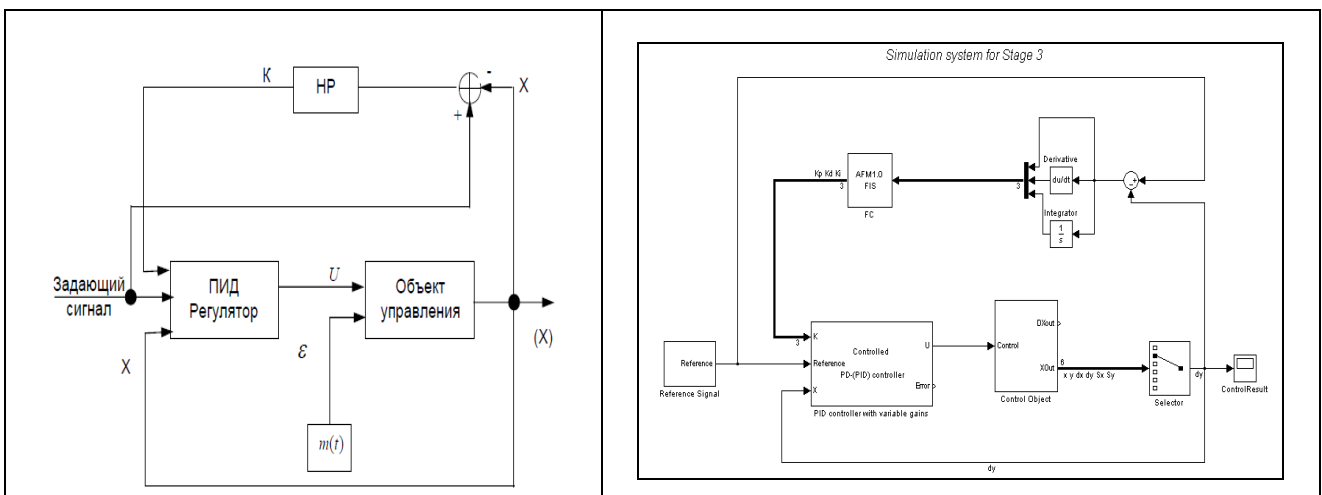


Рис. 4. Симулинк-структура этапа 3

Блок НР использует БЗ, разработанную на этапе 2.

2. Физический критерий качества управления: термодинамический подход

Для оценки качества управления динамической системой мы будем использовать термодинамическом подход [3, 5, 6], основанный на анализе динамического поведения объекта и системы управления.

Принцип минимума производства энтропии в объекте и системе управления лежит в основе разработки интеллектуальной и робастной системы управления. Робастность системы управления предполагает, что требуется минимум исходной информации о внешней среде или структуре возмущения действующего на объект управления.

Для общего случая управления динамическими объектами, описываемого уравнениями Гамильтона-Якоби-Беллмана, оптимальное решение конечной вариационной проблемы максимума работы W эквивалентно решению конечной вариационной проблемы о нахождении (определении) минимума производства энтропии S [1]. Таким образом, функция $\max_{q_i, u}(W)$, где q_i, u обобщенные координаты и контроль соответственно, эквивалентен функционалу ассоциированной проблеме минимума производства энтропии, т. е. $\min_{q_i, u}(S)$ [3, 6, 7].

Представим процесс управления динамическим объектом в виде следующего уравнения:

$$\dot{q}_i = \varphi(q, t, u). \quad (1)$$

Согласно обобщенному термодинамическому подходу данного процесса управления следующая функцию Ляпунова V имеет вид:

$$V = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n q_i^2 + \frac{1}{2} S^2, \quad (2)$$

где S – производство энтропии в открытой системе, зависящее от обобщенных скоростей \dot{q}_i .

Энтропия S вычисляется как:

$$S = S_p - S_c, \quad (3)$$

где S_p есть производство энтропии в объекте управления и S_c – производство энтропии в системе управления. После простых трансформаций (как в [1]), получаем

$$0 \geq \frac{dV}{dt} = \sum_{i=1}^n q_i \varphi(q, t, u) + (S_p - S_c) \left(\frac{dS_p}{dt} - \frac{dS_c}{dt} \right). \quad (4)$$

Уравнение (4) описывает взаимосвязь между устойчивостью динамического объекта управления по Ляпунову ($\dot{V} \leq 0$) и робастностью системы управления ($\min(S \cdot \dot{S})$) и представляет собой основной физический закон, который мы будем использовать при разработке робастных интеллектуальных систем управления. Ниже следующие критерии являются частным случаем критерия (4): $\min S_p, \min \dot{S}_p, \min S_c, \min \dot{S}_c$.

Таким образом, для оценки качества управления введем следующие критерии:

- Максимум упорядоченного целенаправленного движения.
- Минимум ошибки управления.
- Минимум производства энтропии (или минимум потери тепловой энергии) в объекте управления.
- Минимум производства энтропии в системе управления (или максимум полезной работы НК).

Рассмотрим результаты моделирования робастных законов управления для интеллектуальных нечетких ПИД-регуляторов сложными нелинейными динамическими объектами управления на примере двух осцилляторов, представляющих собой самостоятельный интерес для задач робототехники, механики и молекулярных кинетически самоорганизующихся систем.

3. Примеры разработки НК для двух типов существенно нелинейных и неустойчивых динамических систем

Пример 1: маятник с переменной длиной (Swing system)

Уравнения движения:

$$\ddot{x} + \left(2 \frac{\dot{y}}{y} + \frac{c}{my^2}\right)\dot{x} + \frac{g}{y} \sin x = u_1 + \xi_1(t)$$

$$\ddot{y} + 2k\dot{y} - y\dot{x}^2 - g \cos x = \frac{u_2}{m} + \xi_2(t)$$

где u_1, u_2, ξ_1, ξ_2 – соответствующие управляющие силы и стохастические шумы.

Уравнения скорости производства энтропии:

$$\frac{dS_x}{dt} = \left(2 \frac{\dot{y}}{y} + \frac{c}{my^2}\right)\dot{x} \cdot \dot{x},$$

$$\frac{dS_y}{dt} = 2k\dot{y} \cdot \dot{y}.$$

Рассмотрим результаты моделирования поведения системы при следующих параметрах: $m = 1, k = 1, c = 0$; начальные условия: $[2.5; 25] [0; 0.01]$.

I. *Swing system (свободное движение)*. На рис. 5 – 8 показано динамические и термодинамическое поведение данного объекта управления.

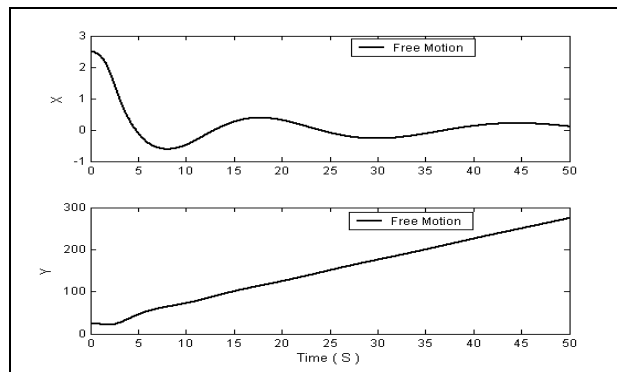


Рис. 5. Движение системы
(Динамическое поведение объекта управления (свободное движение))

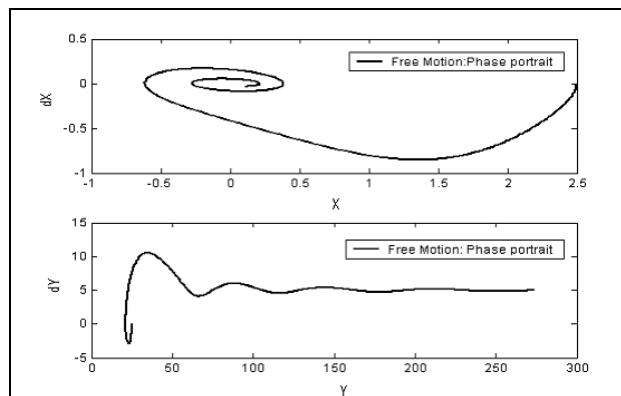


Рис. 6. Фазовый портрет

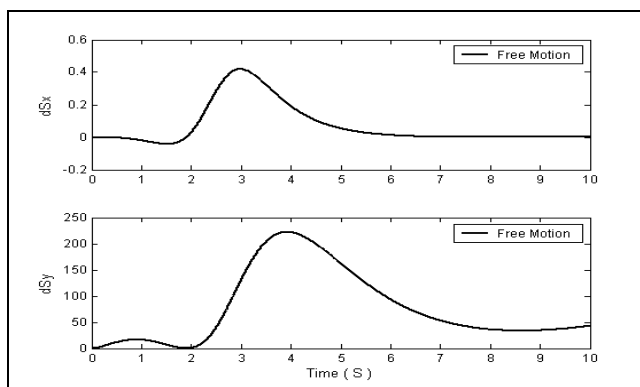


Рис. 7. Скорость производства энтропии

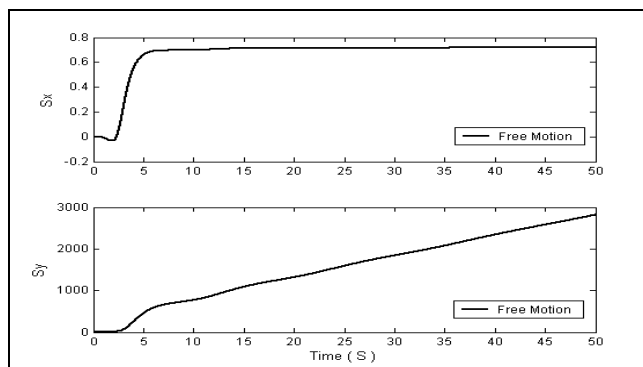


Рис. 8. Производство энтропии

Исходя из результатов моделирования свободного движения системы, можем сделать следующий вывод: движение объекта управления глобально неустойчиво по оси y и локально неустойчиво по оси x .

3.1. Динамическое поведение объекта управления при стохастическом воздействии с ГА и НР: сравнение с классическим управлением

Согласно общей схеме процесса построения НСУ (рис. 2) на этапе 1 мы находим ГА регулятор для следующей задачи управления. Параметры модели: $m = 1, k = 1, c = 0$; начальные условия: $[2.5; 25] [0; 0.01]$. Рассмотрим следующие задающие сигналы: по оси $x = \pi / 4 (0.79)$; по оси $y = 30 + \sin(2\pi / 50)t$ и следующий стохастический шум: $\zeta(t) = (A + \zeta_A) \sin((\omega + \zeta_\omega)2\pi t)$, действующий только вдоль оси y , где $A = 0.1$ – основная амплитуда шума, $\omega = 2\pi / 50$ – основная частота, ζ_A, ζ_ω – случайные параметры («белый шум») (рис. 9).

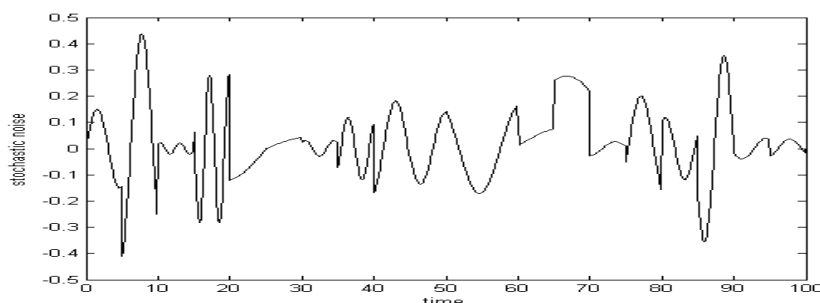


Рис. 9. Стохастический гармонический шум

Зададим ГА-пространство поиска параметров PID-регулятора $K = \left\{ \left[K_p K_d K_i \right]_y, \left[K_p K_d K_i \right]_x \right\}$, [(min, max) значения для каждой компоненты K] = [(0,10) (0,10)...(0,10)] и функцию пригодности ГА:

$$F = \frac{1}{1 + \sum e^2}, \text{ где } e \text{ – ошибка управления.}$$

Результаты моделирования ГА регулятора показаны на рис. 10 – 16 .

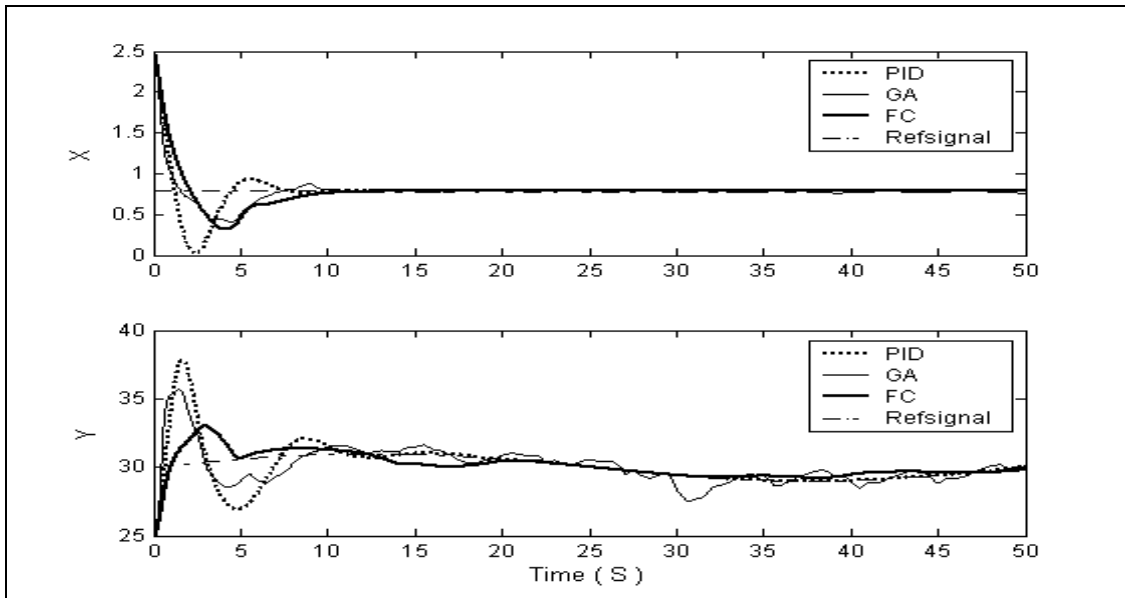


Рис. 10. Движение системы

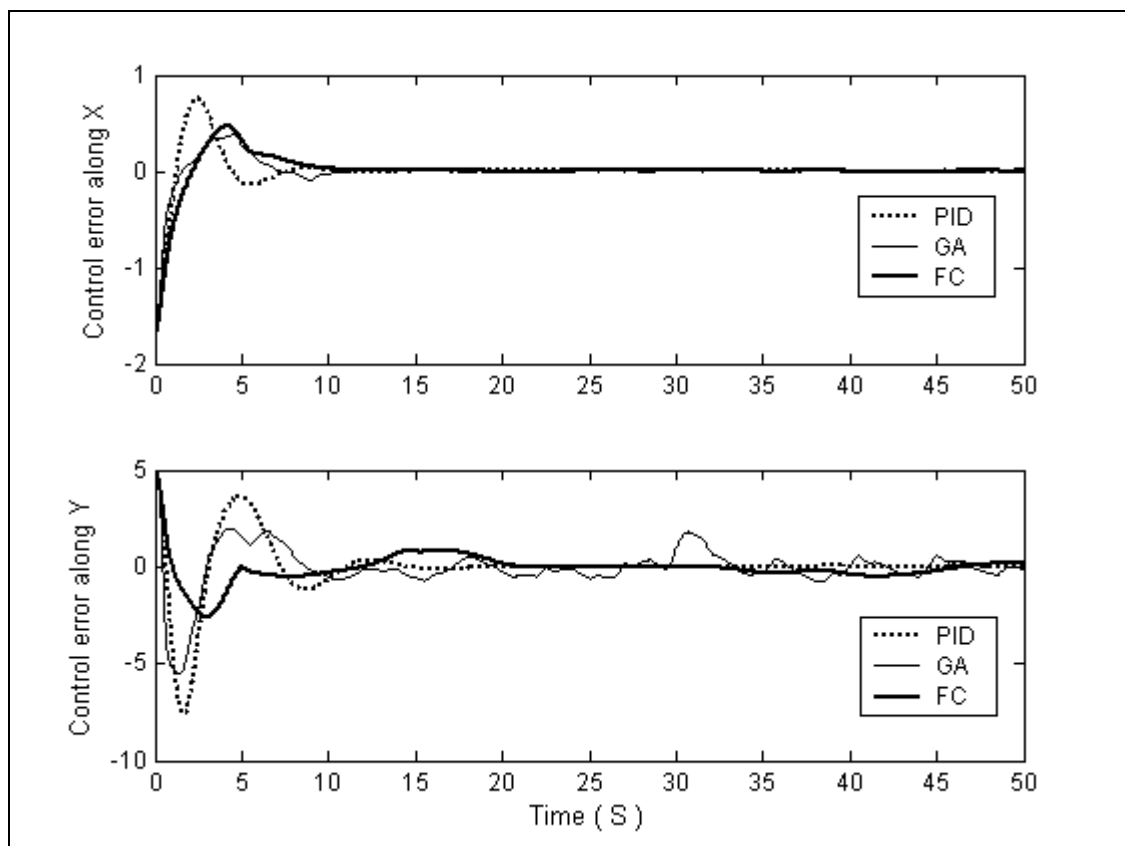


Рис. 11. Ошибка управления

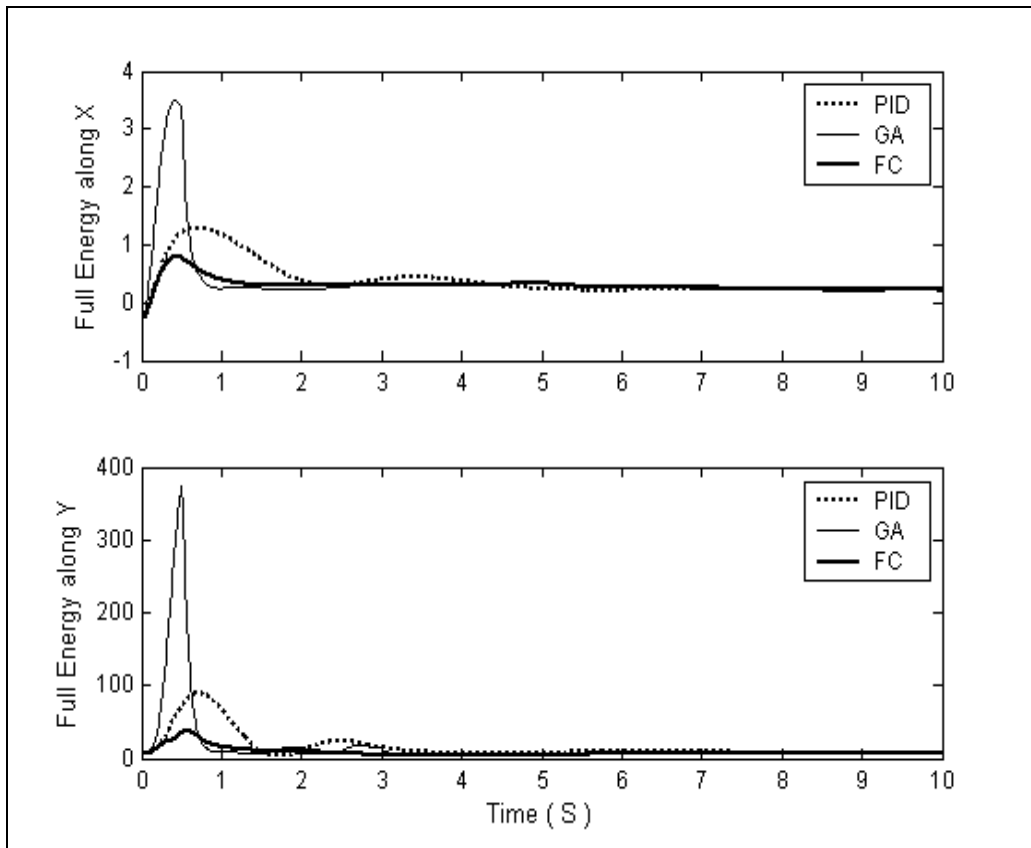


Рис. 12. Полная энергия объекта управления по осям координат

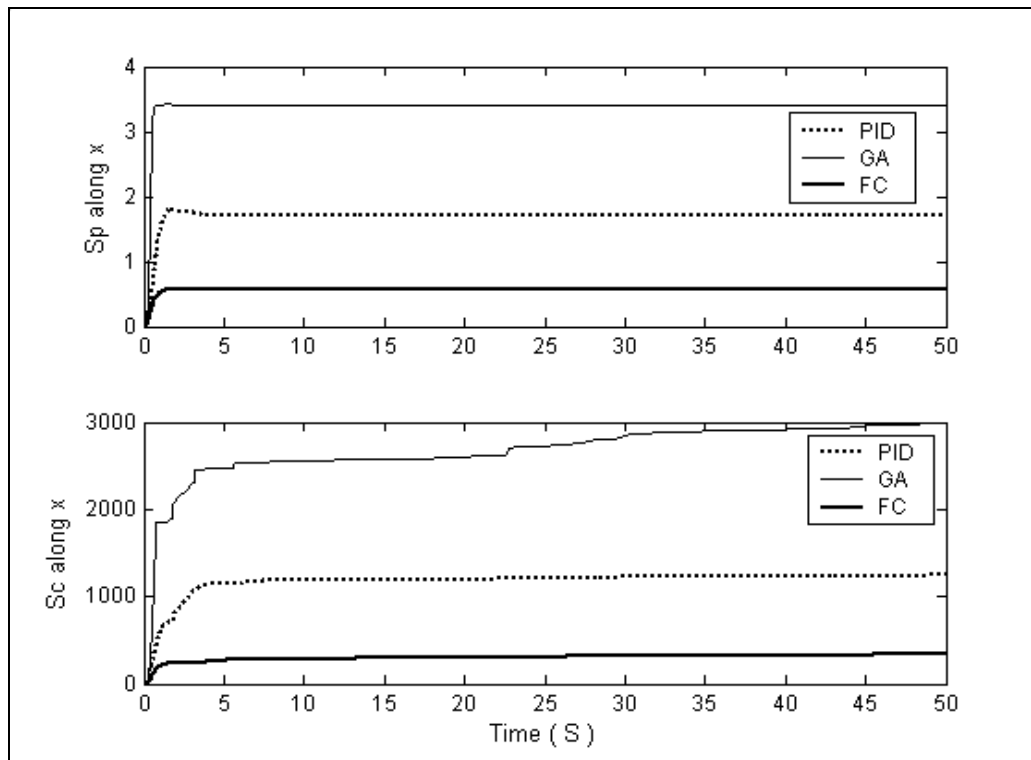


Рис. 13. Производство энтропии в объекте управления и в регуляторе по оси X

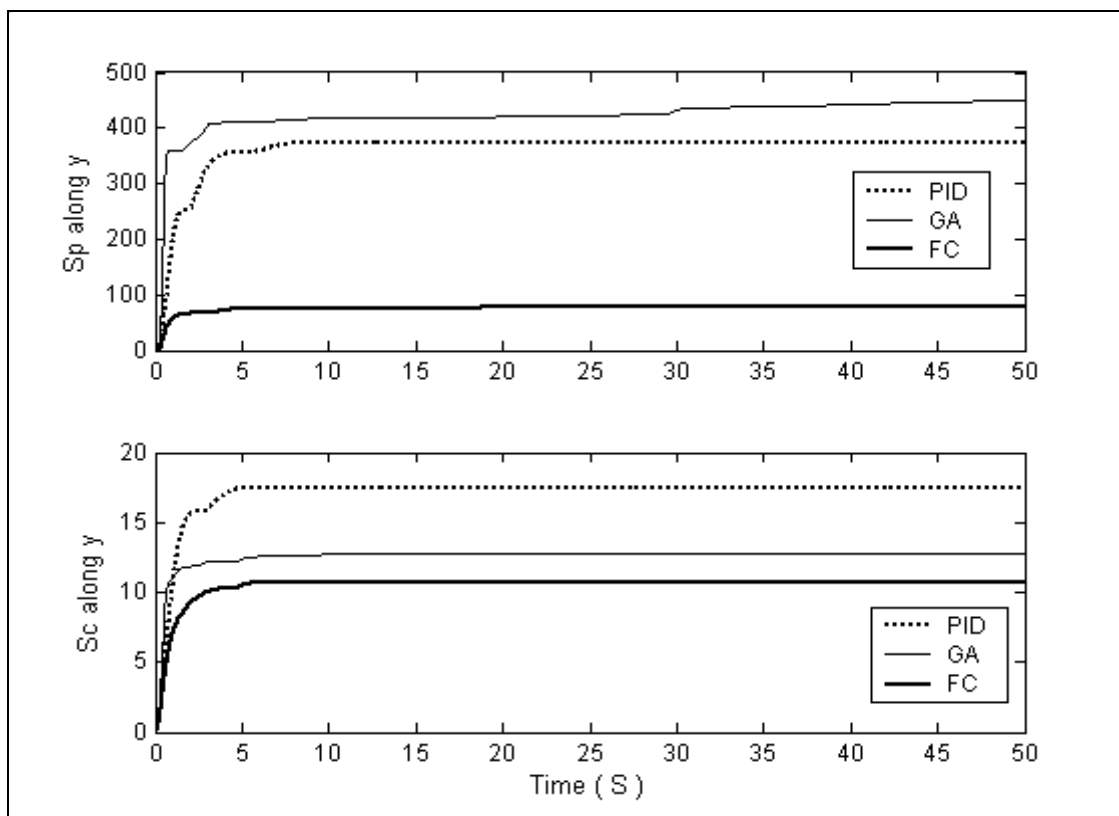


Рис. 14. Производство энтропии в объекте управления и в регуляторе по оси Y

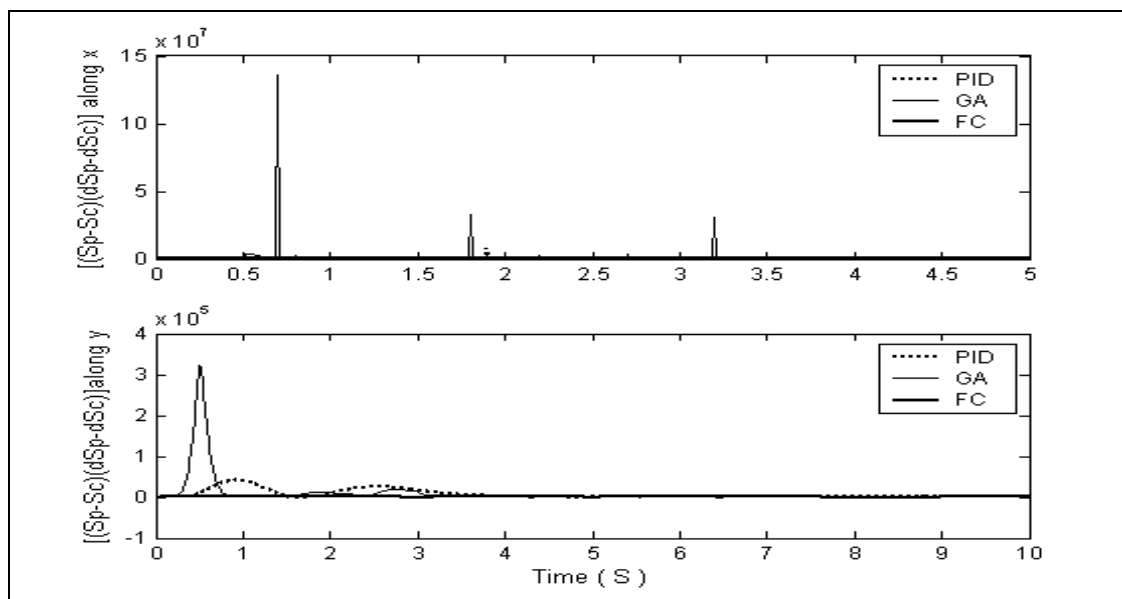


Рис. 15. Обобщенная характеристика производства энтропии

Используя результаты этапа 1, мы можем сформировать обучающий сигнал для этапа 2, а затем пропустить его через AFM. Входом AFM являются: ошибка управления и ее производная для двух ПИД-регуляторов, выходом являются значения K_p, K_d, K_i параметров двух ПИД-регуляторов.

Задача AFM обучения на основе заданного обучающего сигнала и с использованием метода обратного распространения ошибки состоит в настройке параметров функций принадлежности входных/выходных переменных НК. Результатом обучения будет «оптимальная» с точки зрения качества управления БЗ НР для заданной задачи управления.

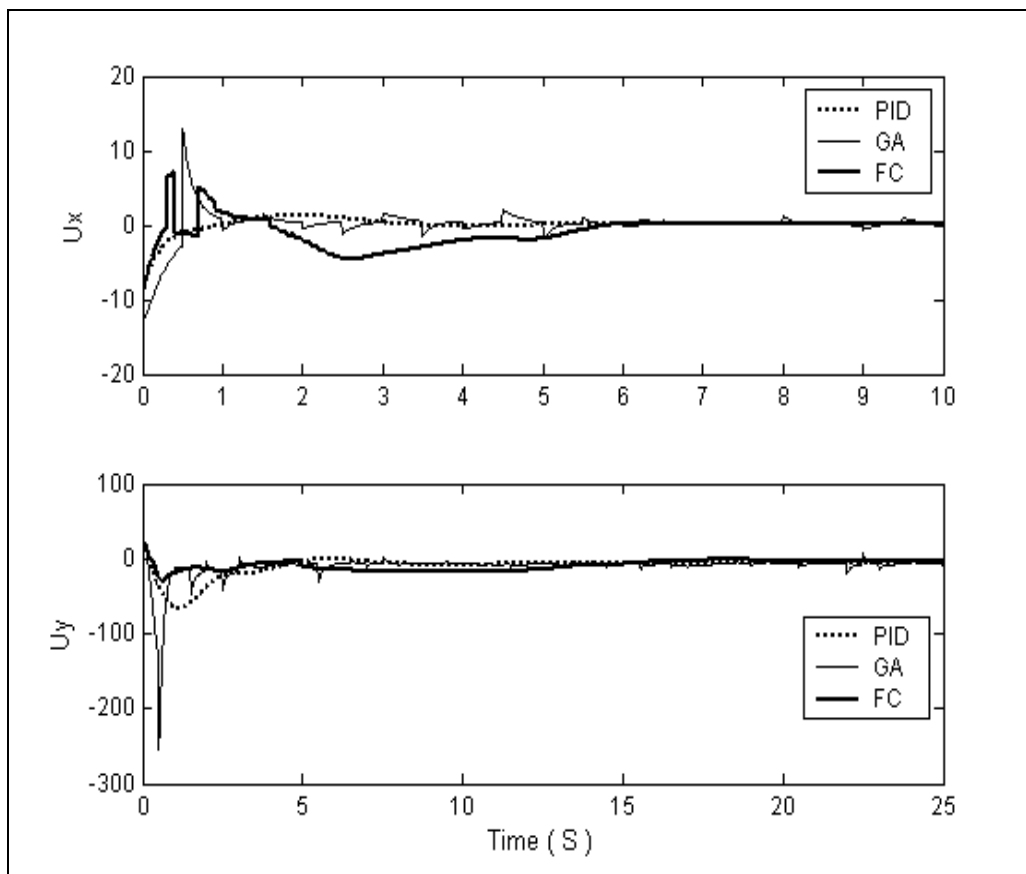
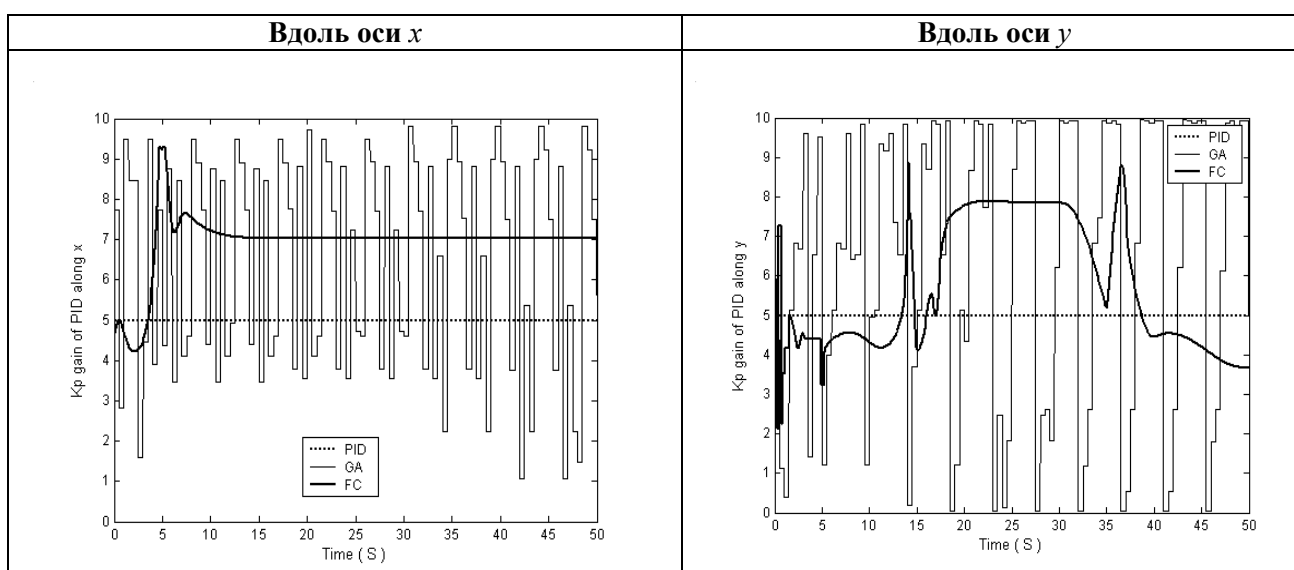


Рис. 16. Управляющие силы

На рис. 10 – 16 показаны результаты моделирования качества управления для трех типов управления: классический ПИД-регулятор (с коэффициентами усиления = (5; 5; 5; 5; 5; 5)); ГА регулятор; и нечеткий регулятор.

Замечание. На рисунках (здесь и далее) использованы следующие латинские обозначения: PID- ПИД-регулятор, GA – ГА , FC – НР, Refsignal – задающий сигнал.

Сравнение законов управления при ГА и НР показано на рисунке 17.



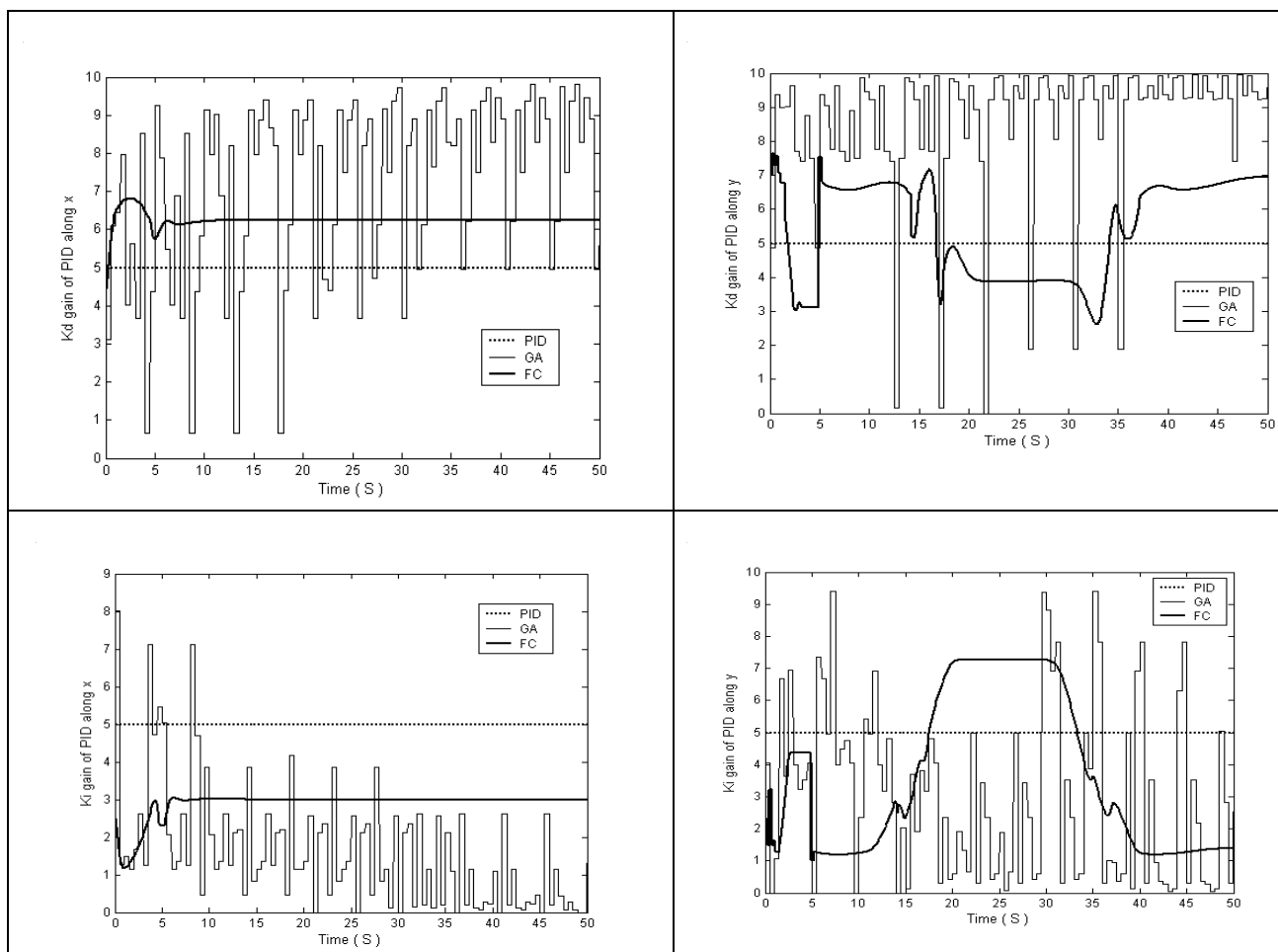


Рис. 17. Сравнение законов управления в ГА и НК

В таблицах 1 и 2 приводятся количественные данные сравнения качества управления для трех типов управления: ПИД-регулятор; ГА-регулятор; НР. Здесь число, представленное в форме “1.14e+004”, Matlab представление числа $1.14 \cdot 10^4$.

Таблица 1. Маятник с переменной длиной.

(Количественные характеристики сравнения трех типов управления по оси x)

Ось x	ПИД			ГА			НР		
	Макс	Диапа- зон	Дисперсия	Макс	Диапа- зон	Дисперсия	Макс	Диапа- зон	Дисперсия
'e'	1.7146	2.4705	0.2140	1.714	2.1003	0.1654	1.7146	2.1858	0.2069
'x'	2.500	2.4705	0.2140	2.500	2.1003	0.1654	2.5000	2.1858	0.2069
'Ex'	1.289	1.603	0.145	3.497	3.811	0.245	0.800	1.588	0.058
'dSp'	2.266	2.329	0.241	11.85	11.888	0.770	0.990	0.996	0.086
'Sp'	1.794	1.794	0.177	3.418	3.418	0.281	0.580	0.580	0.053
'dSc'	1.14e+0 04	1.14e+ 004	232. 8	7.55e+ 004	7.55e+ 004	1.14e+ 003	1.90e+ 003	1.90e+ 003	44.55
'Sc'	1244.8	1244. 8	158.08	3.00e+ 003	3.00e+ 003	362.498	348.15	348.153	39.834
'U'	8.573	9.873	0.476	13.261	26.157	0.971	9.411	16.43	1.008

'Kp'	5	0	0	9.804	8.7500	2.6314	9.3071	9.3071	0.7579
'Kd'	5	0	0	9.804	9.1406	2.3529	7.6752	7.6752	0.2119
'Ki'	5	0	0	8.007	8.0078	1.6306	3.0357	3.0357	0.3754

Таблица 2. Маятник с переменной длиной.
(Количественные характеристики сравнения трех типов управления по оси y)

Ось y	ПИД			ГА			НР		
	Макс	Диапа- зон	Дисперсия	Макс	Диапа- зон	Дисперсия	Макс	Диапа- зон	Дисперсия
'e'	7.6181	12.6181	1.439	5.531	10.531	1.1702	5	7.6386	0.7489
'y'	37.817	12.817	1.592	35.717	10.717	1.381	32.995	7.995	0.959
'Ey'	89.410	86.362	8.948	373.449	369.608	20.534	37.041	8.5089	2.7562
'dSp'	318.443	318.44	35.581	1454.7	1454.7	81.208	110.892	110.892	9.496
'Sp'	374.450	374.45	49.074	448.969	448.969	42.463	76.983	76.983	8.090
'dSc'	13.445	13.445	1.743	40.933	40.933	2.0396	10.636	10.636	1.093
'Sc'	17.493	17.493	1.998	12.796	12.796	1.094	10.683	10.683	1.142
'U'	65.862	90.812	0.476	254.104	275.930	12.690	29.659	57.6916	6.273
'Kp'	5	0	0	9.9609	9.9219	3.6591	8.8438	8.8438	1.6425
'Kd'	5	0	0	9.9609	9.9609	2.1574	7.6359	7.6359	1.4562
'Ki'	5	0	0	9.4141	9.4141	2.6586	7.2740	7.2740	2.4593

$$S \cdot \dot{S} - \text{численное значение выражения } (S_p - S_c) \left(\frac{dS_p}{dt} - \frac{dS_c}{dt} \right).$$

Общий вывод: результаты моделирования показывают, что по отношению к качеству управления (минимум ошибки управления), минимум производства энтропии (или минимум потери тепловой энергии) в объекте управления и минимум производства энтропии в системе управления (или максимум полезной работы НР)) ГА-ННС-ПИД управление намного эффективнее классического управления.

Разработанный инструментарий, основанный на мягких вычислениях и стохастическом моделировании является эффективным инструментом для извлечения объективной БЗ НР (не зависящей от субъективных знаний эксперта); базируется на объективных физических и механических законах, описывающих динамическое поведение объекта управления.

Пример 2. Осциллятор Нозе-Ховера [8 – 13]

Уравнения движения:

$$\begin{cases} \ddot{x} + \xi \dot{x} + x = u(t) \\ \dot{\xi} = \dot{x}^2 - 1 \end{cases}, \text{ уравнение производства энтропии: } \frac{dS_x}{dt} = \xi \dot{x} \ddot{x}.$$

Рассмотрим результаты моделирования поведения системы при следующих начальных условиях: $[x_0, \dot{x}_0, \xi_0] [x_0] = [0.001; 0.01; -0.1] [0.01]$.

1. *Свободное движение.* На рис. 18 и 19 показано динамические и термодинамическое поведение данного объекта управления.

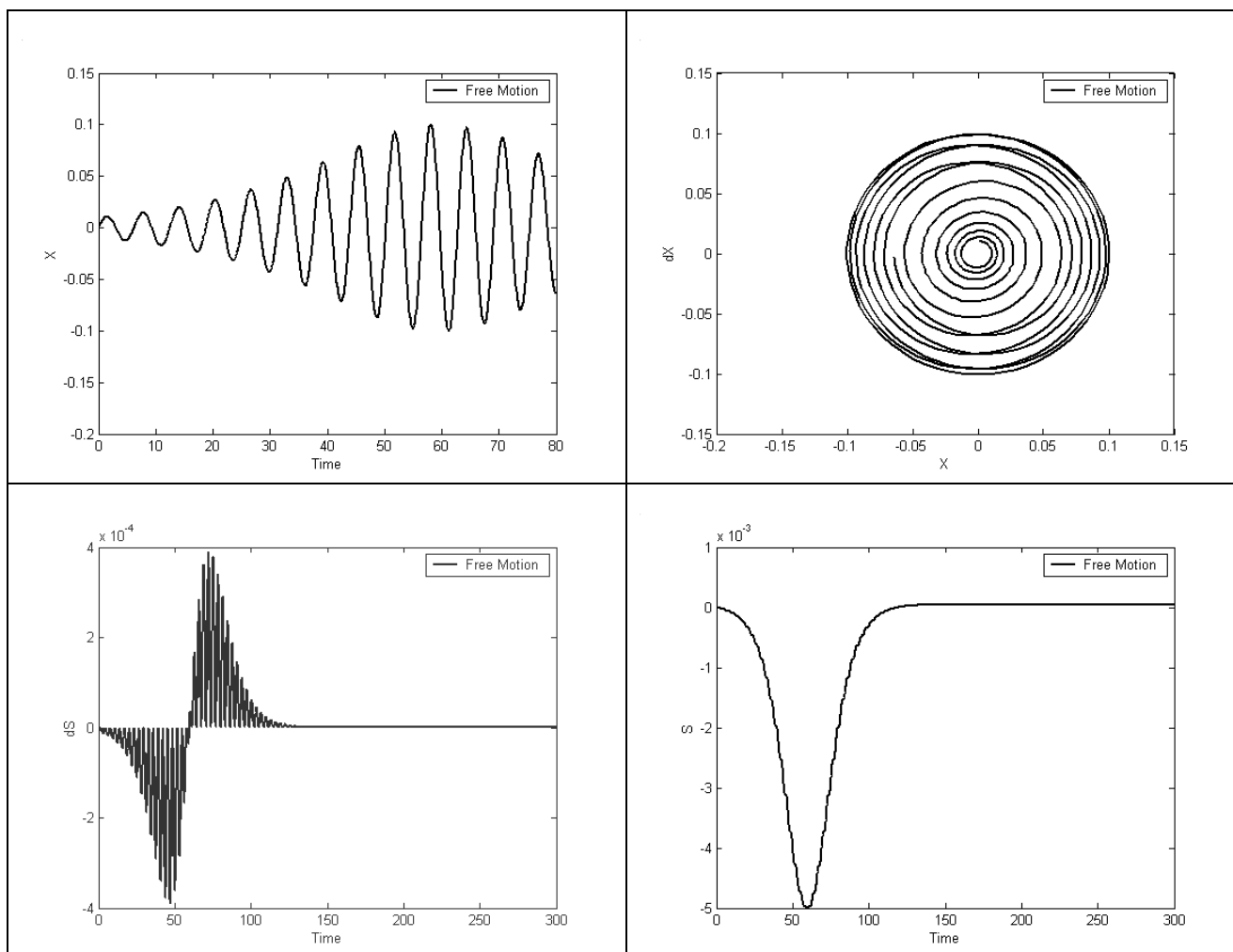


Рис. 18. Динамическое и термодинамическое поведение осциллятора Нозе-Ховера

Исходя из результатов моделирования свободного движения системы, можем сделать следующий вывод: $\exists t \in \Delta t : S(t) < 0, \quad \dot{S}(t) < 0$.

Это означает, что объект управления локально неустойчив по Ляпунову.

3.2. Сравнение движения системы при стохастическом возмущении и с ГА-НР-ПИД регулятором

Рассмотрим движение системы с ГА and НК контроллером при начальных условиях (локально неустойчивых), при наличии стохастического воздействия в виде Гауссовского шума (рис. 19) и задающий сигнал управления равен 0.1.

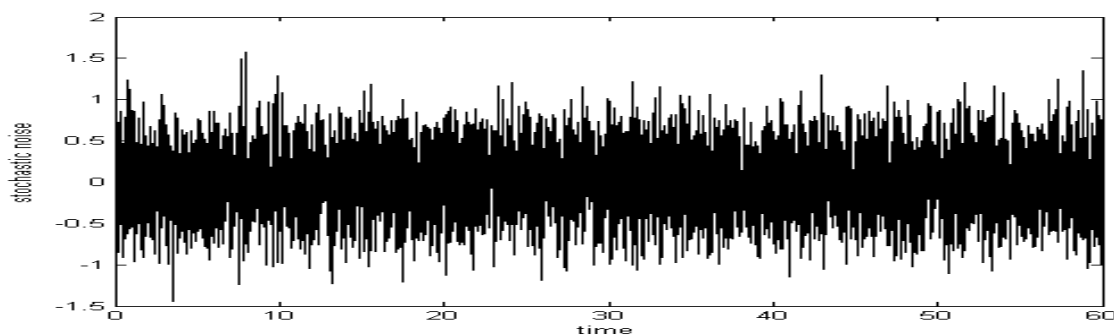


Рис. 19. Стохастический Гауссовский шум

Зададим ГА-пространство поиска параметров PID-регулятора $K = \{K_p K_d K_i\}$, [(min, max) значения для каждой компоненты K] = [(0,30) (0,30) (0,30)] .

Для Nose-Hoover осциллятора будем использовать ГА-функция пригодности в виде *min «ошибки управления и скорости производства энтропии»*. Динамическое и термодинамическое поведение объекта управления (Nose-Hoover осциллятор) при применении ГА показано на рис. 20 – 23.

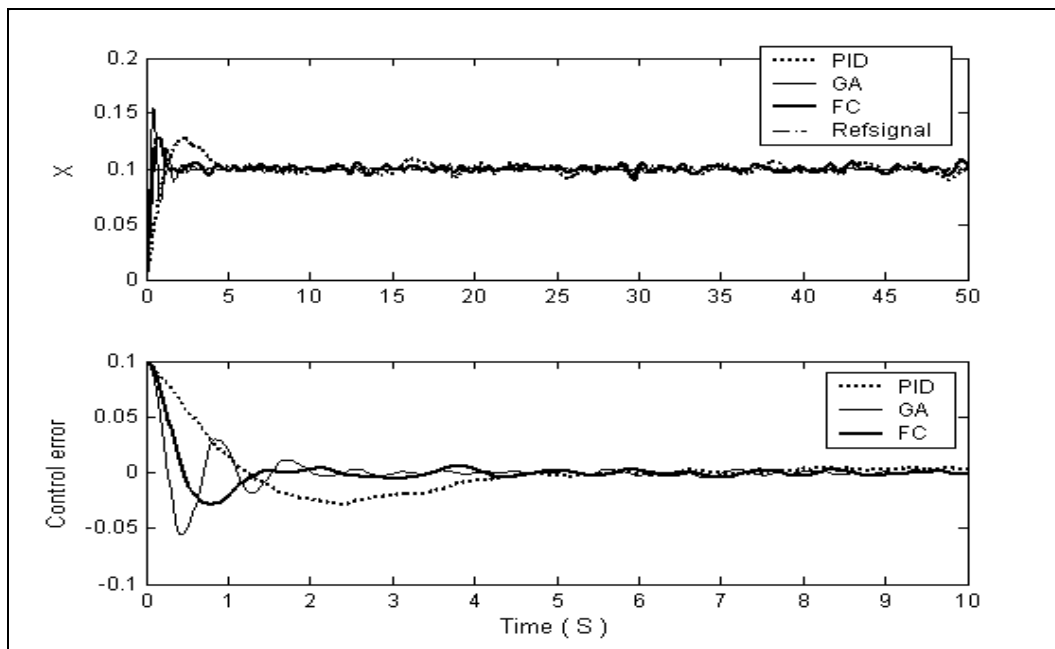


Рис. 20. Движение осциллятора и ошибка управления

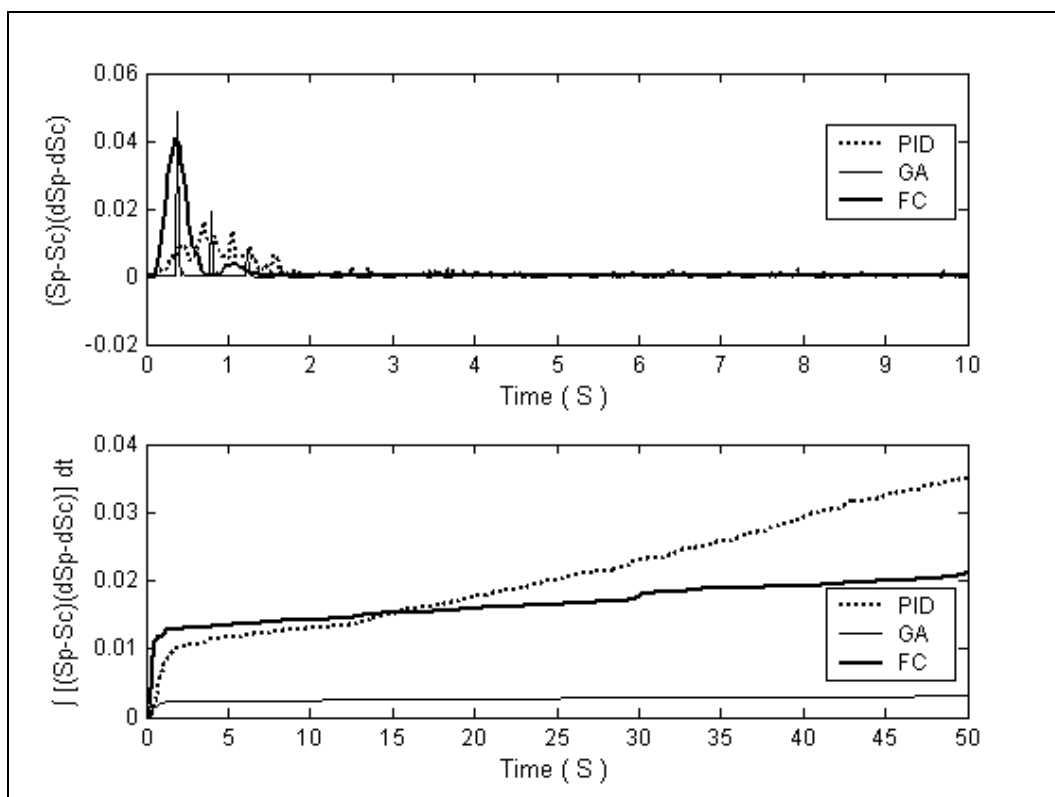


Рис. 21. Обобщенные производные и интегральное значение энтропии

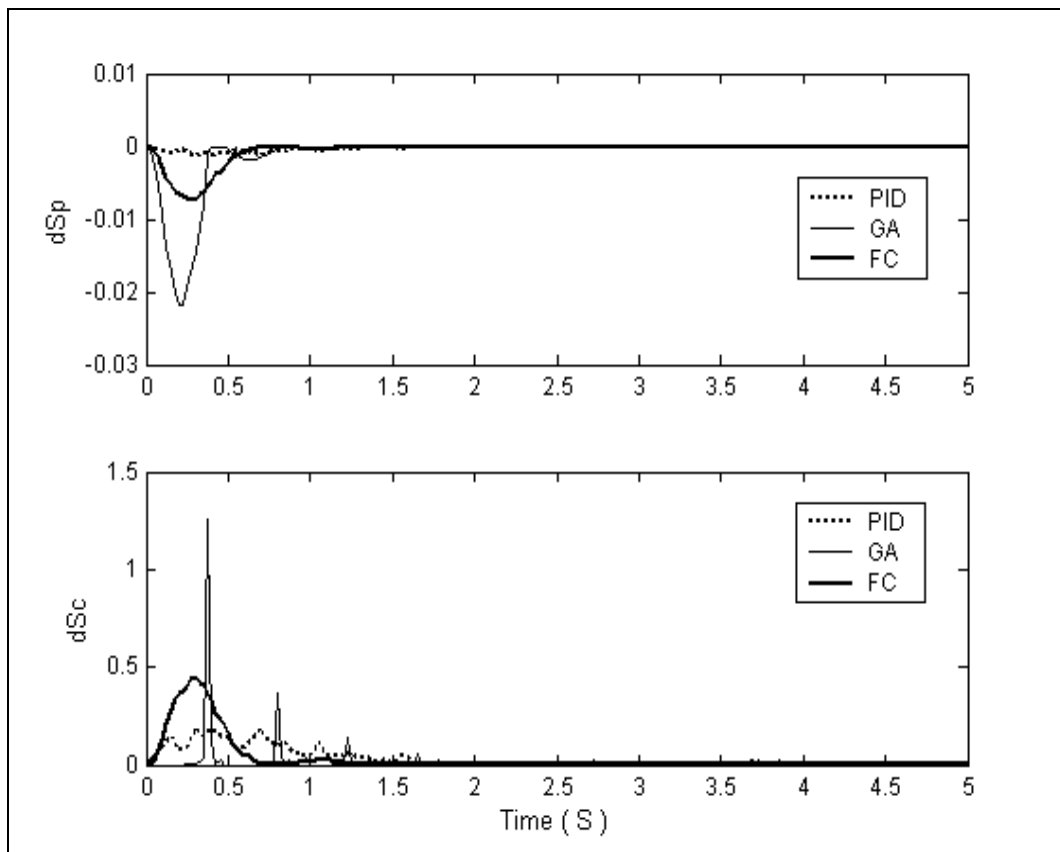


Рис. 22. Производство энтропии в объекте управления и регуляторе

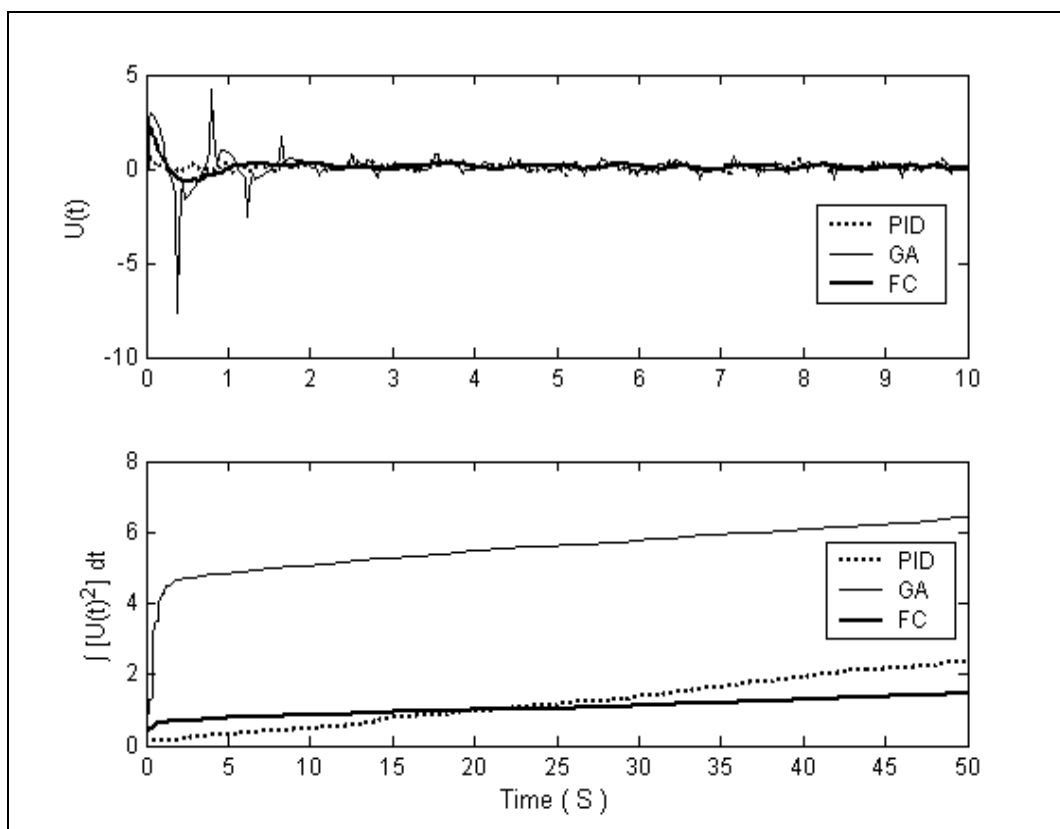


Рис. 23. Управляющие силы и интегральная затрачиваемая мощность

Далее, используя данные этапа 1, мы формируем обучающий сигнал для этапа 2, а затем пропускаем его через AFM. Входом AFM являются: ошибка управления, ее производная и интегральная ошибка, выхо-

дом являются значения K_p , K_d , K_i параметров ПИД-регулятора. Задача АФМ обучения на основе заданного обучающего сигнала и с использованием метода обратного распространения ошибки состоит в настройке параметров функций принадлежности входных/выходных переменных НР. Результатом обучения будет «оптимальная» (с точки зрения качества управления) БЗ НР для заданной задачи управления.

На рис. 20 – 23 показаны также результаты моделирования качества управления для трех типов управления: классический ПИД-регулятор (с коэффициентом усиления = (15; 15; 15)); ГА-регулятор; и НР. Сравнение законов управления при ГА и НР показано на рис. 24.

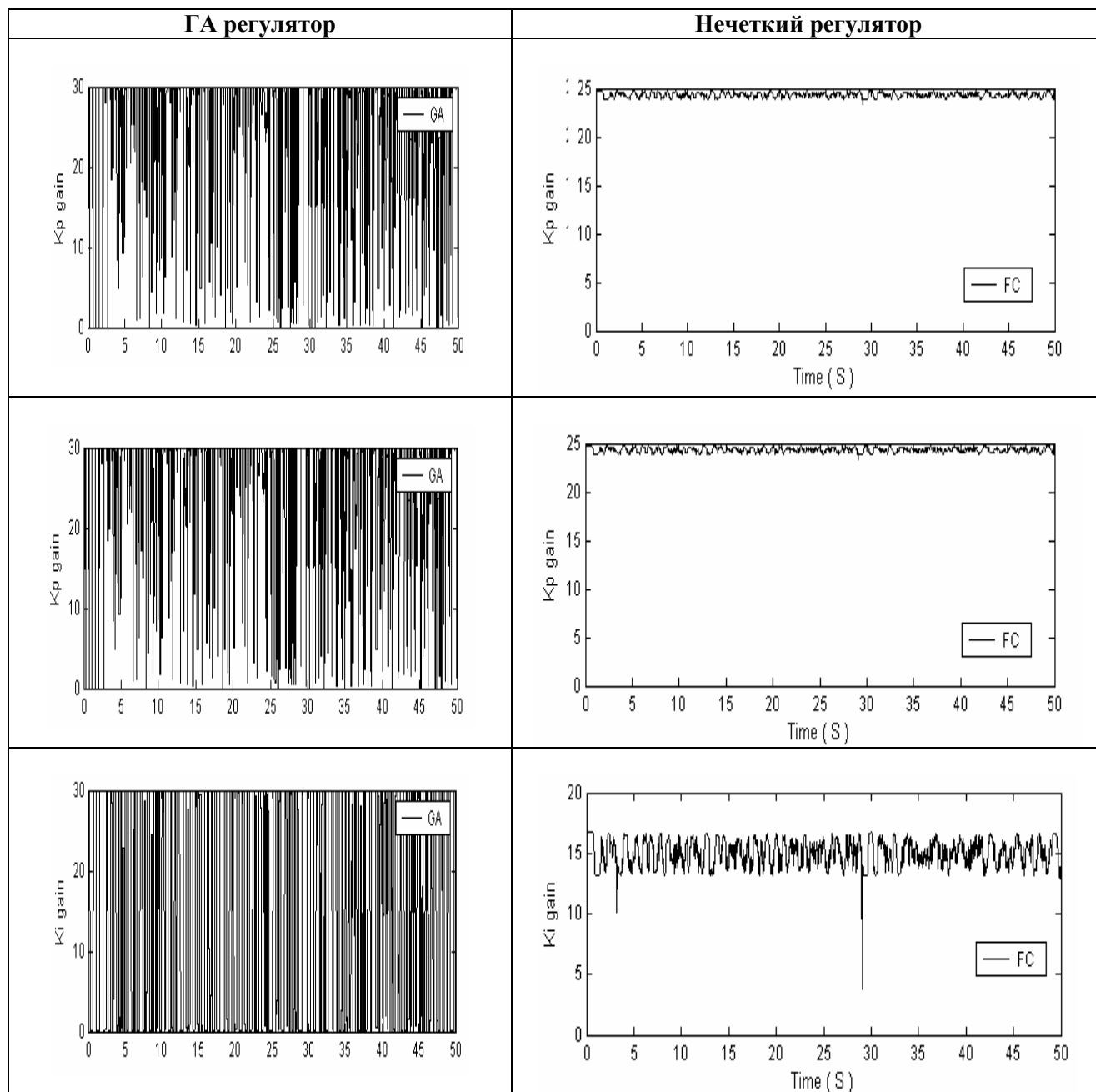


Рис. 24. Сравнение законов управления при применении ГА и НР

Результаты моделирования показывают, что по отношению к качеству управления гибридный НР-ПИД-регулятор эффективнее чем классический ПИД- регулятор.

3.3. Исследование робастности законов управления в интеллектуальных нечетких ПИД-регуляторах

Приведем результаты исследования робастности законов управления на примере Nose-Hoover осциллятора. Рассмотрим НР с БЗ, полученной из обучающего сигнала, для следующего случая: начальные условия (локально неустойчивые); стохастическое возмущение Рэлеевский шум (рис. 25).

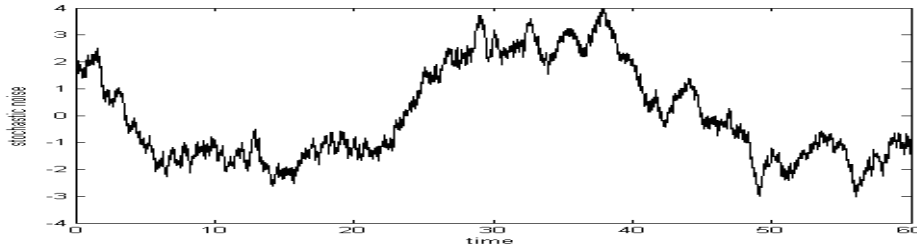


Рис. 25. Стохастический Рэлеевский шум

Рассмотрим новую ситуацию управления: новые начальные условия: $[1 \ 0.01 \ -1]$, $[0.01]$. новый тип шума (Гауссовский) и новый задающий сигнал равный 0.5.

На рис. 26 – 29 показаны результаты моделирования качества управления в новой ситуации для трех типов управления: классический ПИД-регулятор с коэффициентами усиления $K=(15; 15; 15)$, ГА регулятор и НР.

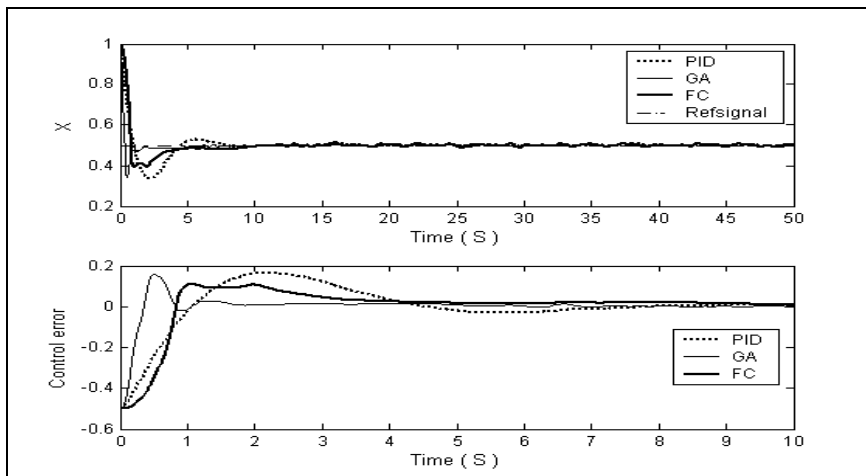


Рис. 26. Движение системы и ошибка управления

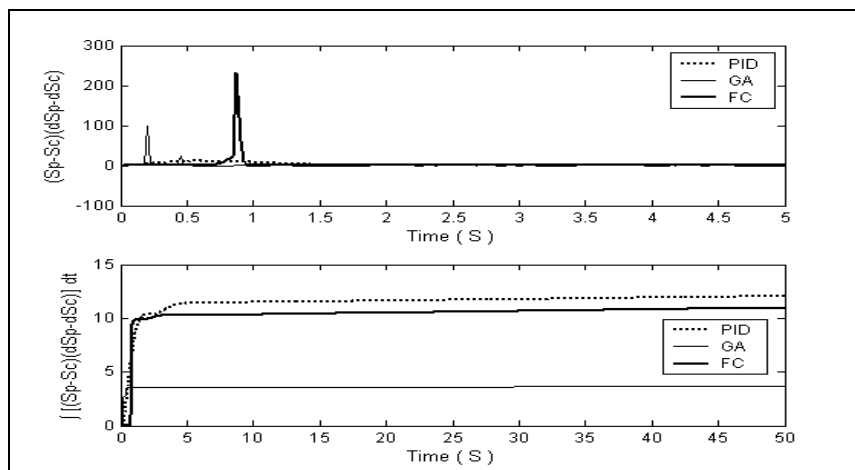


Рис. 27. Обобщенное производное и интегральное значение энтропии

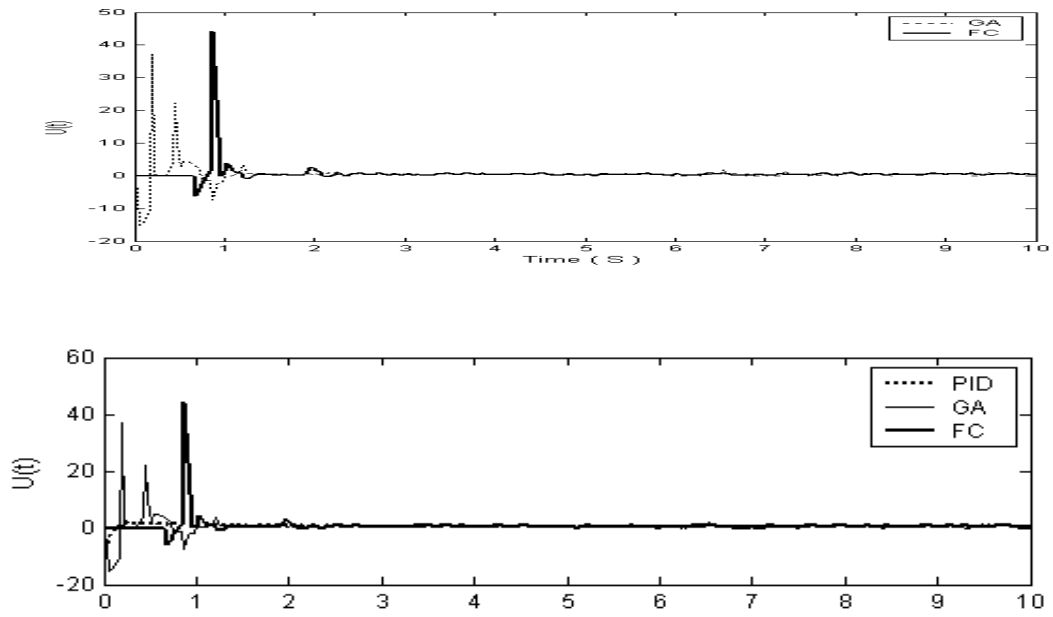


Рис. 28. Управляющая сила

Сравнение законов управления при ГА и НР в новой ситуации управления показано на рис. 29.

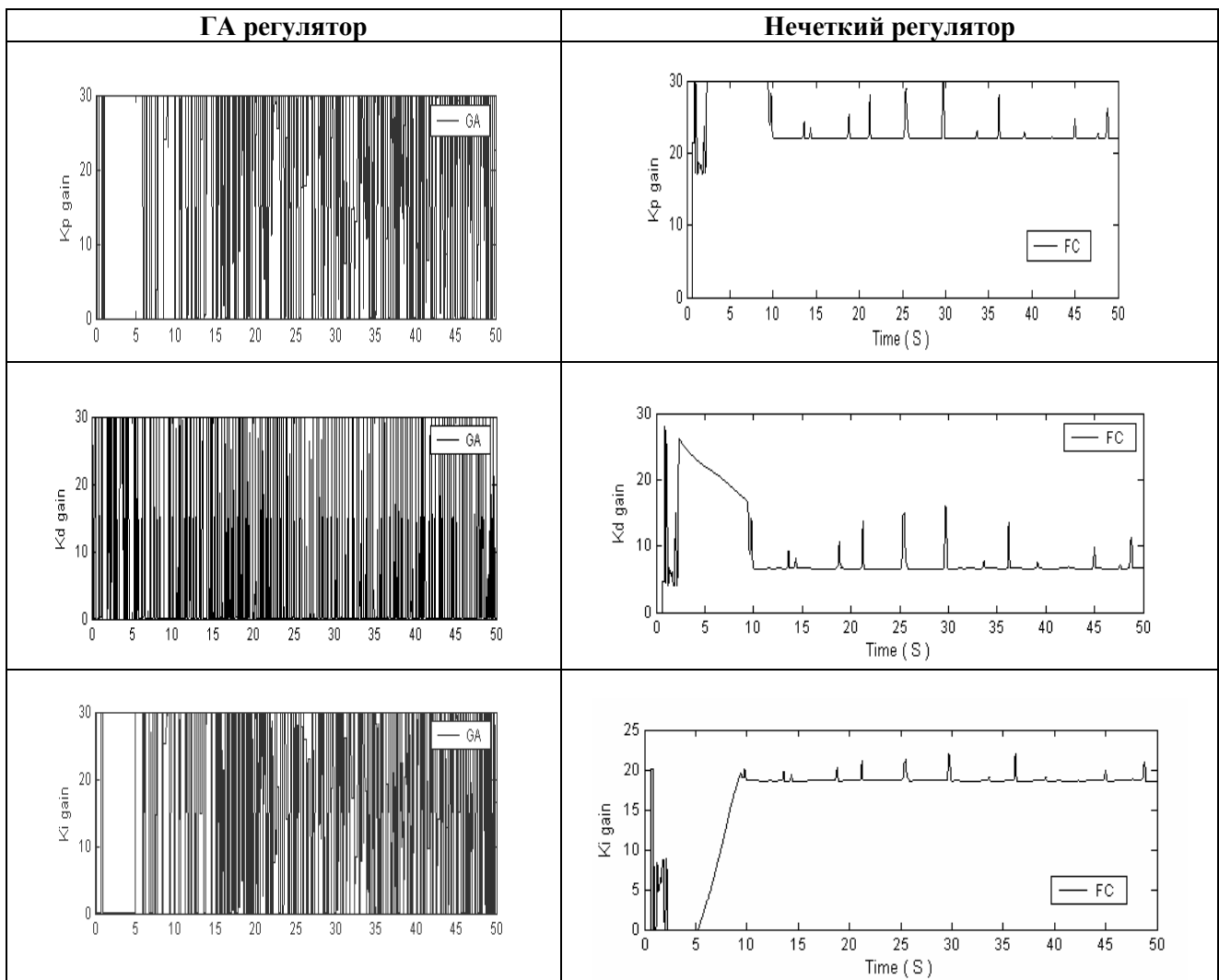


Рис. 29. Сравнение законов управления при ГА и НР

Результаты моделирования показывают, что гибридный НР-ПИД-регулятор, сформированный из обучающего сигнала с Рэлеевским шумом, является робастным регулятором.

Заключение

Описанный подход позволяет: (1) осуществить принцип проектирования оптимальной ИСУ с максимальным уровнем надежности и управляемости сложным объектом управления в условиях неопределенности исходной информации; (2) сократить до минимума необходимое количество датчиков сбора информации как в контуре управления, так и в измерительной системе без потери точности и качества управления [14]. (3) Сформированные системой моделирования БЗ вырабатывают робастные законы управления коэффициентами усиления традиционных регуляторов для широкого диапазона внешних возмущений (с различной статистикой) и максимально нечувствительны к случайным изменениям структуры объекта управления. Робастность ИСУ, полученная на основе такого подхода, требует минимума исходной информации, как о поведении объекта управления, так и о внешних возмущениях.

Список литературы

1. Петров Б.Н., Уланов Г.М., Гольденблат И.И., Ульянов С.В. Теория моделей в процессах управления: Информационные и термодинамические аспекты. – М.: Наука. – 1978.
2. Алиев Р.А., Ульянов С.В. Нечеткие модели процессов и систем управления // Итоги Науки и Техники, Сер. Техническая кибернетика. – 1990. – Т. 29. – 1991. – Т. 32.
3. Ulyanov S.V., Takahashi K., L.V. Litvintseva, Kurawaki I., Hagiwara T. Design of robust intelligent control systems based on soft and quantum computing: From 1965 with our teacher B.N. Petrov // In: Proc. Conference on Control System Design. – М: Sci. Publ., 2003. – P. 34-35.
4. Litvintseva L.V., Ulyanov S.V. Artificial intelligence applied to design of intelligent system (Soft Computing approach). – Milan: Milan University Publ., 2000. – Vol. 30.
5. Кураваки И., Литвинцева Л.В., Ульянов И.С. и др. Построение робастных баз знаний нечётких регуляторов для интеллектуального управления существенно нелинейными динамическими системами. Ч. I // Изв. РАН. ТиСУ. –2004. – № 4.
6. Ulyanov V.S., Litvintseva L.V., Ulyanov S.V., Kurawaki I. Robust fuzzy control of non-linear dynamic systems based on soft computing with minimum of entropy production rate // Proc. ICAFS, Siegen, Germany. – 2000.
7. Ulyanov S.V. Self-organizing control system // US patent. – № 6,411,944 B1. – 1997.
8. Nose S. A molecular dynamics method for simulations in the canonical ensemble // Molecular Physics. – 1984. – Vol. 52. – №2.
9. Nose S. Dynamic behavior of a thermostated isotropic harmonic oscillator // Physical Review E. – 1993. – Vol. 47E. – №1.
10. Hoover Wm.G. Temperature, least action and Lagrangian mechanics // Physical Letters A. – 1995. – Vol. A204. – №2.
11. Hoover Wm. G. Canonical dynamics: Equilibrium phase-space distributions// Physical Review A. – 1985. – Vol. A31. – №3.
12. Hoover Wm. G. The statistical thermodynamics of steady states // Physical Letters A. – 1999. – Vol. A255. – №1.
13. Posch H.A. and Hoover Wm. G. Time-reversible dissipative attractors in three and four phase-space dimensions // Physical Review E. – 1997. – Vol. 55E. – №6.
14. Ulyanov S.V. System for intelligent control based on soft computing // US patent. – №6,415,272 B1. – 1998.