

**ПРИМЕНЕНИЕ ОПТИМИЗАТОРА БАЗ ЗНАНИЙ ДЛЯ ПРОЕКТИРОВАНИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ В СРЕДЕ MATLAB/SIMULINK. Ч. 3.**

**Мишин Андрей Анатольевич<sup>1</sup>, Нефедов Никита Юрьевич<sup>2</sup>,  
Ульянов Сергей Викторович<sup>3</sup>**

<sup>1</sup>Кандидат технических наук, доцент 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: andrmish@yandex.ru.

<sup>2</sup>Студент;  
ГОУ ВПО «Международный Университет природы, общества и человека «Дубна»,  
Институт системного анализа и управления;  
141980, Московская обл., г. Дубна, ул. Университетская, 19;  
e-mail: nefnuket@gmail.com.

<sup>3</sup>Доктор физико-математических наук, профессор;  
PronetLabs;  
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.

В работе проводится исследование двух программных продуктов построения баз знаний для управления нелинейными динамическими объектами: на основе АФМ (adaptive fuzzy module) и инструментария SC Optimizer – оптимизатора баз знаний на основе мягких вычислений. Рассматривается сравнение качества построенных с помощью данных инструментариев баз знаний для интеллектуальных систем управления. Сравнение осуществляется путем моделирования управления типовым нелинейным объектом управления – стробоскопическим роботом-манипулятором.

Ключевые слова: интеллектуальная система управления, стробоскопический робот-манипулятор, оптимизатор баз знаний

**KNOWLEDGE BASE OPTIMIZER APPLICATION FOR INTELLIGENT CONTROL SYSTEM DESIGN IN MATLAB. PT. 3.**

**Mishin Andrey<sup>1</sup>, Nefedov Nikita<sup>2</sup>, Ulyanov Sergey<sup>3</sup>**

<sup>1</sup>Candidate of Science in Engineering, associate 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: andrmish@yandex.ru.

<sup>2</sup>Student;  
Dubna International University of Nature, Society and Man,  
Institute of system analysis and management;  
141980, Dubna, Moscow reg., Universitetskaya str., 19;  
e-mail: nefnuket@gmail.com.

<sup>3</sup>Doctor of Science in Physics and Mathematics, professor;  
PronetLabs;  
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.

*Two software instruments of knowledge bases design for control nonlinear objects are investigated. One is AFM tools (adaptive fuzzy module) and another is the SC Optimizer (knowledge bases optimizer) toolkit based on soft computing. A comparison of the quality of obtained by the two instruments knowledge bases are considered. The comparison is realized by using models of control typical nonlinear control object – stroboscopic robot-manipulator.*

**Keywords:** intelligent control system, stroboscopic robot-manipulator, knowledge base optimizer.

## Введение

Аналитическое конструирование оптимального регулятора, обеспечивающее в общем случае требуемый уровень робастности, является алгоритмически неразрешимой проблемой. Поиск решения данной задачи все чаще осуществляется методами теории интеллектуальных систем управления, используя инструментарию моделирования в MatLab/Simulink [1-12].

Однако существующий программный инструментарию MatLab/Simulink типа ANFIS не обеспечивает решение задачи поиска и проектирования требуемого уровня робастности систем автоматического управления (САУ)<sup>1</sup>. Для решения этой проблемы был разработан новый вид глобальной интеллектуальной обратной связи (ГИОС). Введение в контур управления ГИОС позволяет сформировать процесс извлечения, обработки и проектирования баз знаний (БЗ) нечеткого регулятора (НР), с помощью которого осуществляется оптимальное управление коэффициентами усиления традиционного регулятора и достигается требуемый уровень робастности. Данный комбинированный принцип управления (сочетание двух обратных связей в виде глобальной отрицательной обратной связи и ГИОС), позволяет реализовать принцип «не разрушения нижнего уровня системы управления»<sup>2</sup>.

Основной задачей современной теории управления является разработка и проектирование интеллектуальных систем управления (ИСУ), отвечающих трём основным качествам управления: устойчивости, управляемости и робастности. Эти качества управления обеспечивают требуемую точность управления (минимум ошибки управления) и надёжность работы объекта управления (ОУ) в условиях неполной информации о внешних возмущениях, неопределённости структуры ОУ или слабо формализованных факторах, описывающих цели управления (т.е. задающий сигнал).

В данной статье показана возможность повышения эффективности применения инструментарию ранее разработанного оптимизатора БЗ (ОБЗ) на мягких вычислениях при решении задач проектирования робастных ИСУ, функционирующих в условиях неопределённости, нестандартных ситуаций или информационного риска. Проведено сравнение эффективности результатов моделирования, полученных при применении ОБЗ на мягких вычислениях и AFM (Adaptive Fuzzy Module) ST Microelectronics.

## Модель маятника с переменной длиной (стробоскопический манипулятор)

Движение маятника с переменной длиной (т. н. «Свинг-система» от англ. «Swing system», рис. 1) описываются следующими уравнениями:

$$\ddot{x} + \left(2\frac{\dot{y}}{y} + \frac{c}{my^2}\right)\dot{x} + \frac{g}{y}\sin x = u_1 + \xi_1(t) \quad (1)$$

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

<sup>1</sup>Мишин А. А., Нефедов Н. Ю., Петров С. П., Полунин А. С., Литвинцева Л. В. Методы построения баз знаний для управления нелинейными динамическими системами // Системный Анализ в Науке и Образовании: электрон. науч. журнал. – Дубна, 2011 – №2 [Электронный ресурс]. URL: <http://www.sanse.ru/archive/20-0421100111\0008>.

<sup>2</sup>Ульянов С.В., Литвинцева Л.В., Добрынин В.Н., Мишин А.А. Интеллектуальное робастное управление: Технологии мягких вычислений. – М.: ВНИИгеосистем. – 2011.

где  $u_1, u_2, \xi_1, \xi_2$  соответствующие управляющие силы и стохастические шумы;  $m, k, c$  - параметры модели.

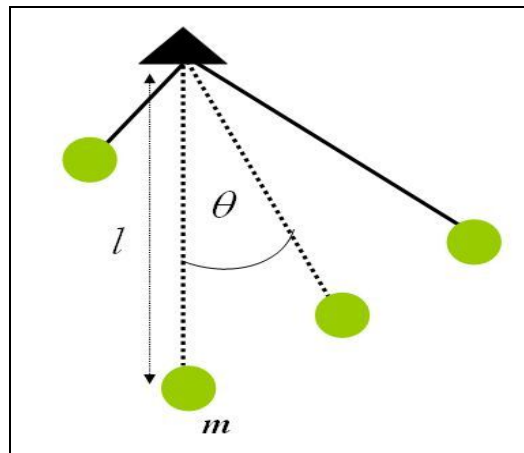


Рис. 1. Геометрическая модель свинг-системы

Примечание. На рис. 1 введены следующие обозначения:  $l = x$  и  $\theta = y$ .

Уравнения, описывающие термодинамические свойства (производство энтропии) в ОУ ( $S_x, S_y$ ) и ПИД-регуляторе ( $S_u$ ) имеют следующий вид:

$$\frac{dS_x}{dt} = 2 \frac{\dot{y}}{y} \dot{x} \cdot \dot{x}; \quad \frac{dS_y}{dt} = 2k \dot{y} \cdot \dot{y}, \quad \frac{dS_u}{dt} = k_d \dot{e}^2. \quad (2)$$

Движение системы, описываемой уравнениями (1), представляет собой глобально неустойчивую (по оси  $y$ ) и локально неустойчивую (по оси  $x$ ) динамическую систему. При этом в модели (1) присутствуют перекрёстные нелинейные связи, влияющие на локальную неустойчивость по обобщённой координате  $x$ .

Таким образом, модель (1) включает в себя локальную и глобальную неустойчивость по обобщённым координатам ОУ.

Примечание. Результаты моделирования, подтверждающие выводы о локальной и глобальной неустойчивости по обобщённым координатам ОУ приведены ниже.

Рассмотрим результаты моделирования поведения свинг-системы при следующих параметрах:  $m = 1, k = 1; c = 0$ ; и начальных условиях:  $[x_0 = 0.25$  (радиан),  $y_0 = 2.5$  (м)]  $[\dot{x}_0 = 0, \dot{y}_0 = 0.01]$ .

Примечание. Функция Матлаба «rad2deg» переводит переменную в радианах в ее значение в градусах. Соответственно, начальное положение угла отклонения маятника  $\text{rad2deg}(0.25)$  равно 14.324 градусов.

### Свободное движение свинг-системы

На рис. 2, 3, 4 приведены динамические и термодинамические характеристики поведения данного ОУ.

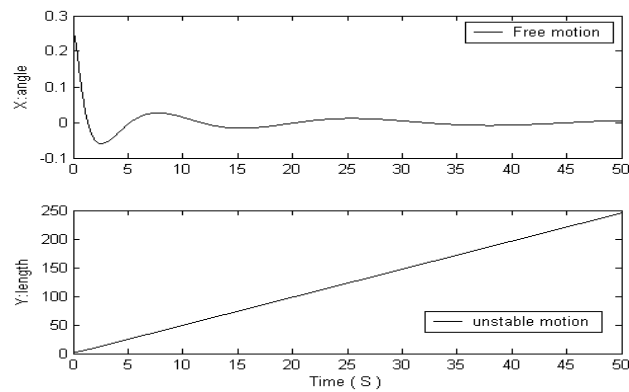


Рис. 2. Свободное движение свинг-системы

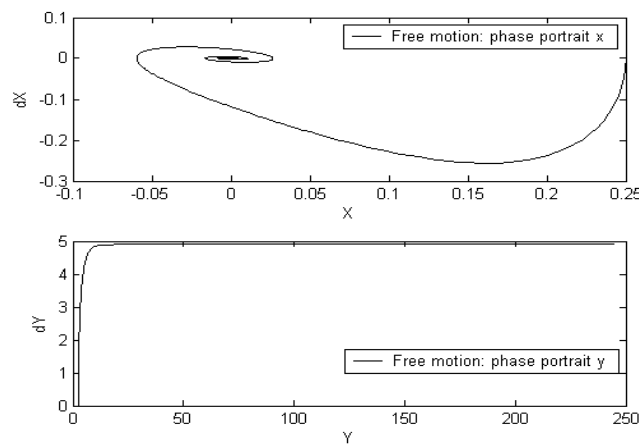


Рис. 3. Свободное движение: Фазовый портрет

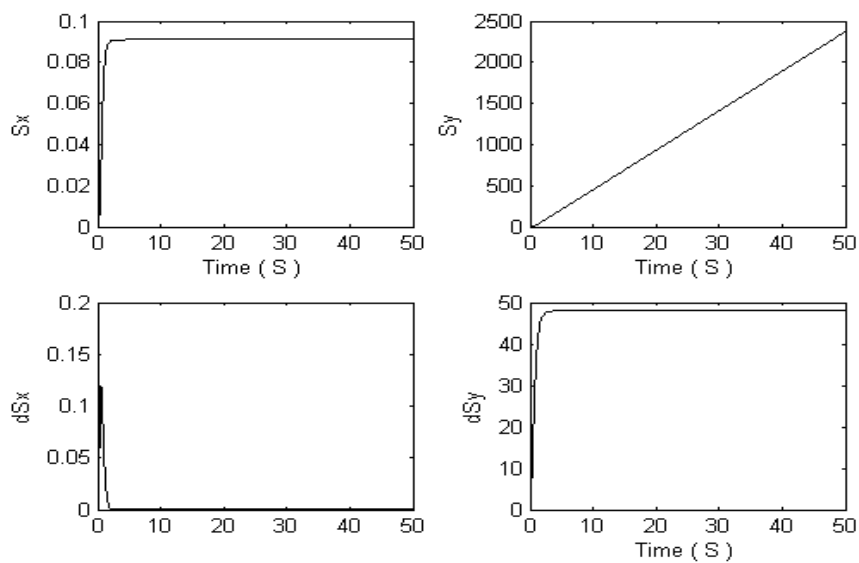


Рис. 4. Производство энтропии и скорость производства энтропии

Как видно из приведенных выше результатов моделирования свободного движения, динамическая система (1) обладает *глобальной динамической неустойчивостью* по оси  $y$  (неограниченный рост длины маятника при отсутствии управляющей силы).

### Стохастическое моделирование

Исследуем движение свинг-системы при различных внешних шумах, показанных на рис. 5. Вдоль оси  $x$  (угол отклонения) действует Гауссовский шум (верхний сигнал); вдоль оси  $y$  (длина) действует Рэлеевский шум (нижний сигнал).

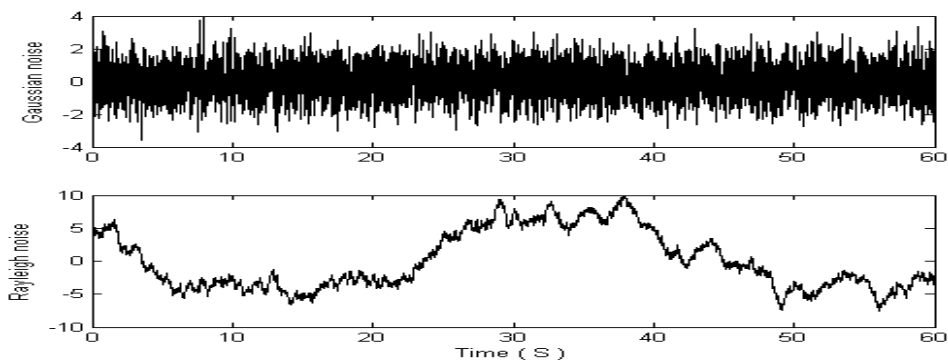


Рис. 5. Гауссовский и Рэлеевский шумы

На рис. 6, 7 и 8 показано стохастическое движение ОУ.

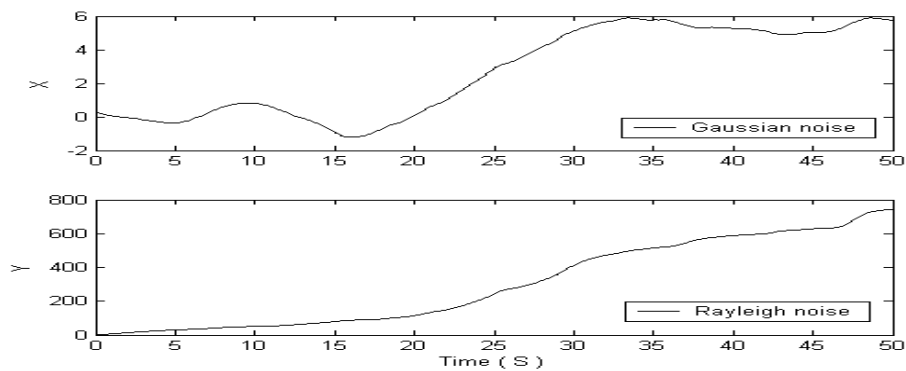


Рис. 6. Свинг-система: Движение ОУ по двум координатам

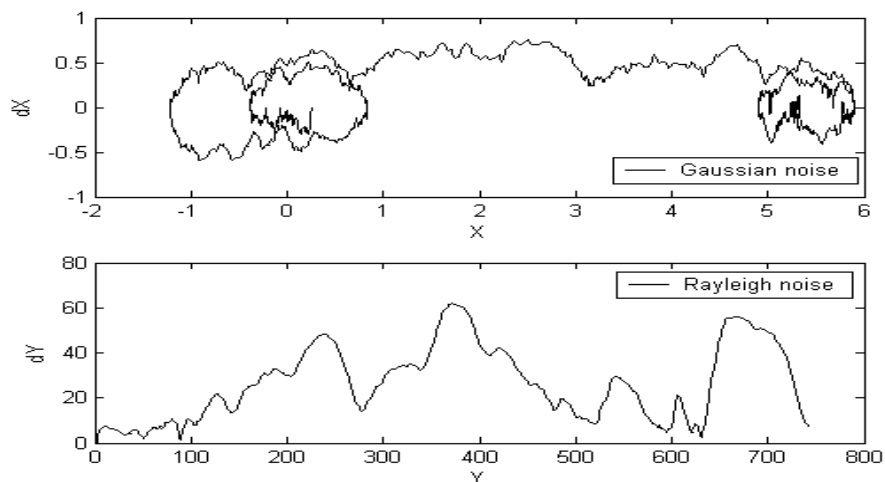


Рис. 7. Фазовый портрет при стохастических шумах

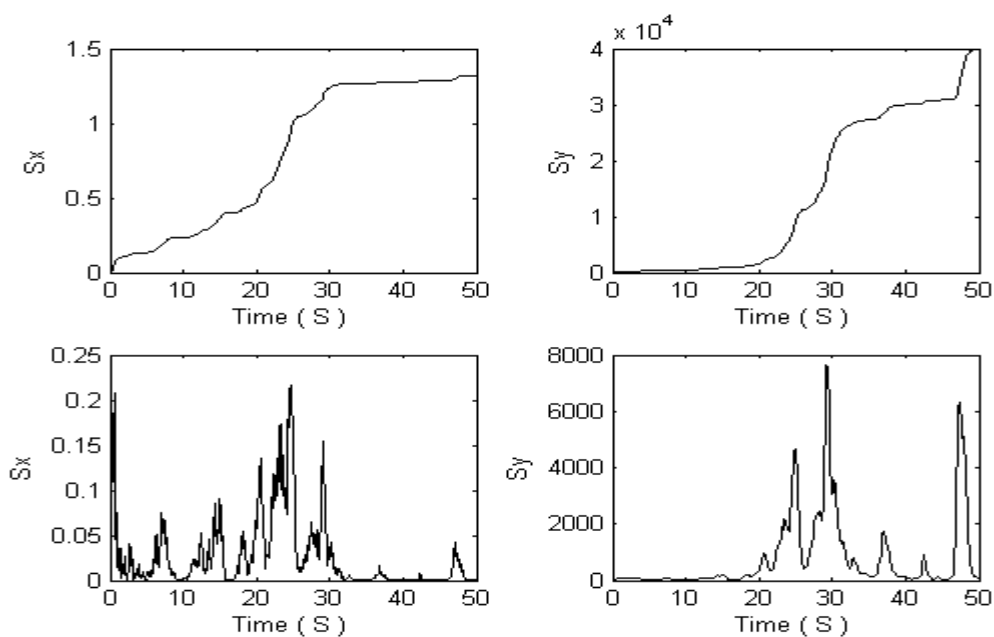


Рис. 8. Термодинамическое поведение

**Управление в условиях отсутствия времени задержки в каналах измерения и отсутствия ограничений на силу управления**

Рассмотрим следующую задачу позиционного управления свинг-системой: при наличии стохастических шумов, действующих на ОУ вдоль осей  $x$  и  $y$ , перевести маятник из начального положения в заданное положение  $[x_{ref}, y_{ref}]$  (цель управления) и удерживать движение ОУ в заданном положении. Графическая иллюстрация задачи управления показана на рис. 9.

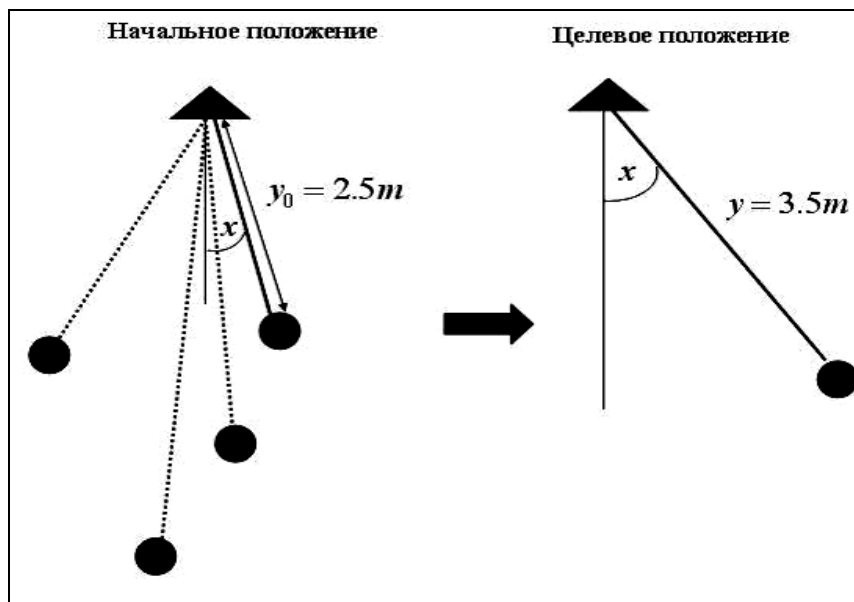


Рис. 9. Графическая иллюстрация задачи управления

На нижнем исполнительском уровне, для управления заданным ОУ будем использовать два ПИД-регулятора.

На рис. 10 показано моделирование движения и управления ОУ на основе ПИД-регуляторов с коэффициентами усиления  $K = [10 \ 10 \ 10]$ .

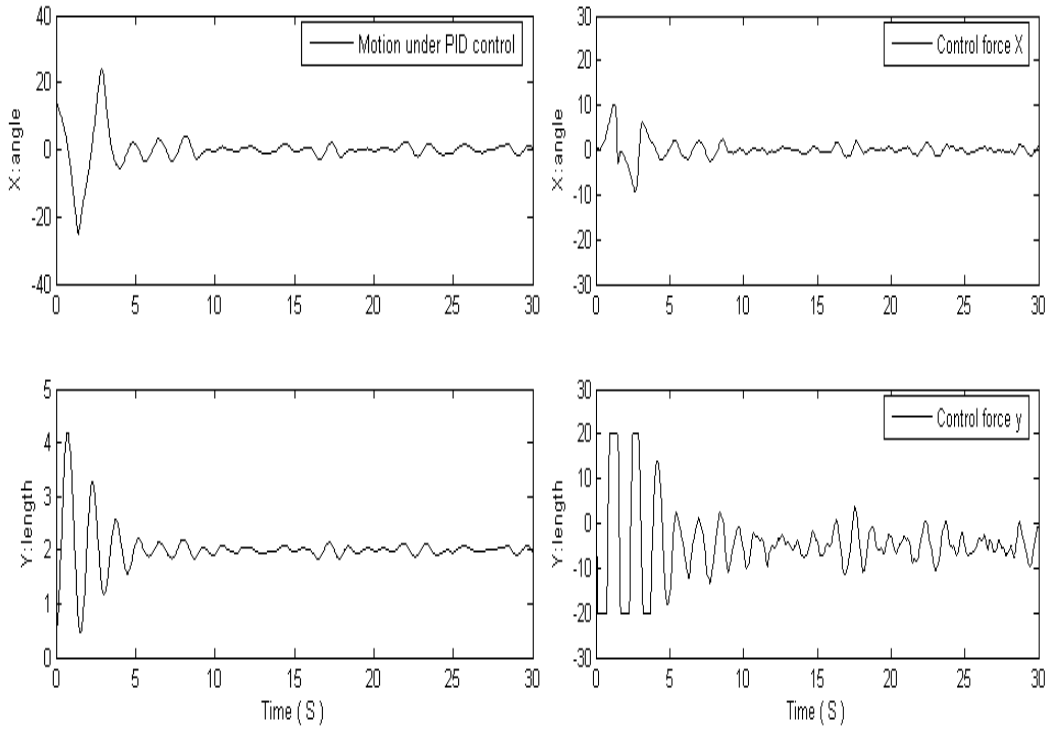


Рис. 10. Движение системы при управлении на основе двух ПИД-регуляторов (слева) и управляющие силы (справа)

На рис. 11 показано моделирование термодинамического поведения ОУ.

Как видно из рис. 11, маятник с переменной длиной является локально неустойчивой системой в термодинамическом смысле (так как существуют точки с отрицательной скоростью производства энтропии по оси  $x$ ).

*Примечание.* На рис. 10 и 11 использованы следующие обозначения:  $x$  – pendulum angle – угол отклонения маятника;  $y$  – длина маятника; control force – управляющая сила;  $S_x, S_y$  – производство энтропии в ОУ;  $dS_x, dS_y$  – скорость производства энтропии в ОУ.

Из результатов моделирования на основе классического ПИД управления определим пространство значений коэффициентов усиления для задачи управления заданным ОУ. Это будет следующая область изменения:  $[0, 10]$  для трех коэффициентов усиления.

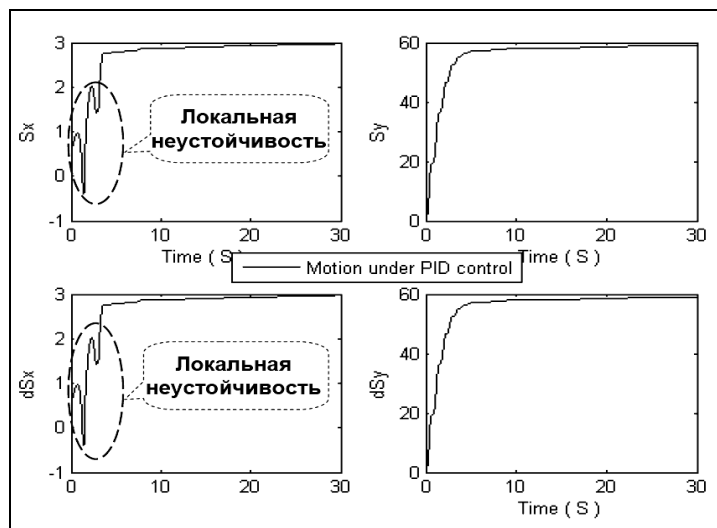


Рис. 11. Термодинамические свойства ОУ при управлении на основе ПИД-регулятора

## Проектирование интеллектуального управления (Smart control design)

Для поставленной выше задачи управления определим структуру ИСУ. Она состоит из *нечеткого регулятора*, управляющего двумя ПИД-регуляторами, действующими вдоль осей координат  $x$  и  $y$ . Матлаб/Симулинк структура ИСУ для данного ОУ показана на рис. 12.

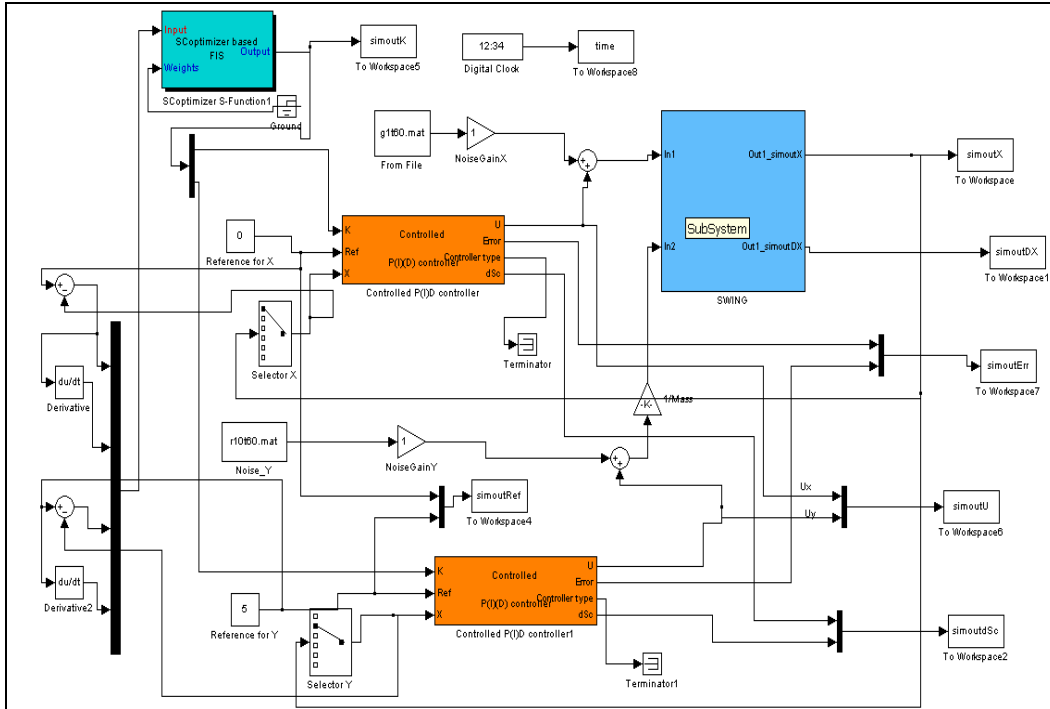


Рис. 12. Матлаб/Симулинк модель системы управления на основе НР

*Примечание.* В этом случае имеет место также задача координационного управления коэффициентами усиления двух ПИД-регуляторов, представляющая самостоятельный интерес для теории и систем управления.

Опишем типовую (обучающую) ситуацию для проектирования:

- Гауссовский шум, действующий вдоль оси  $x$  (максимальная амплитуда шума  $A = 4$ );
- Рэлеевский шум, действующий вдоль оси  $y$  (максимальная амплитуда шума  $A = 10$ );
- параметры модели:  $m = 1, k = 1; c = 0$ ;
- начальное положение:  $[x_0 \ y_0][\dot{x}_0 \ \dot{y}_0] = [0.25 \ 2.5][0 \ 0.01]$ ;
- задающие сигналы:  $x_{ref} = 0.4, y_{ref} = 3.5$ .

Будем строить НР с четырьмя входами  $\{e_x, \dot{e}_x, e_y, \dot{e}_y\}$  и шестью выходами  $\{(k_p, k_d, k_i)_x, (k_p, k_d, k_i)_y\}$ , являющимися коэффициентами усиления для ПИД-регулятора вдоль оси  $x$  и для ПИД-регулятора вдоль оси  $y$ .

### Построение обучающего сигнала

Для построения ОС с помощью ГА была использована следующая функция пригодности:

$$FF = -w_1 \left( \sum_t e_x^2 + \sum_t e_y^2 \right) - w_2 \left( \sum_t \dot{e}_x^2 + \sum_t \dot{e}_y^2 \right),$$



где  $e_{x(y)}$  – ошибки управления вдоль осей  $x(y)$  соответственно,  $\dot{e}_{x(y)}$  – скорости ошибки управления вдоль осей  $x(y)$ ,  $w_{1(2)}$  – заданные коэффициенты шкалирования.

Для моделирования ситуации управления заданным ОУ были приняты следующие параметры: для времени управления  $C = 0.025$  сек и для времени интегрирования и определения состояния (движения) ОУ равным 0.025 сек.

### Построение нечеткой нейронной сети на основе AFM инструментария

Входом ННС является четыре переменных:  $\{e_x, \dot{e}_x, e_y, \dot{e}_y\}$ , а выходом является шесть переменных:  $\{(k_p, k_d, k_i)_x, (k_p, k_d, k_i)_y\}$ .

Для нашего примера, процесс построения базы знаний на базе AFM инструментария описывается следующим образом:

- выбор «вручную» числа функций принадлежности для каждой входной переменной: 3;
- полное число нечетких правил:  $3 \times 3 \times 3 = 81$ ;
- число активированных правил: 81.

*Примечание.* При большом количестве входных и выходных переменных и большом числе ФП для каждой переменной, алгоритм обратного распространения ошибки не справляется с задачей обучения в инструментарии AFM. Поэтому число ФП для каждой входной переменной равно 3 и не более.

На рис. 13 показано представление функций принадлежности для описания входных переменных в инструментарии AFM.

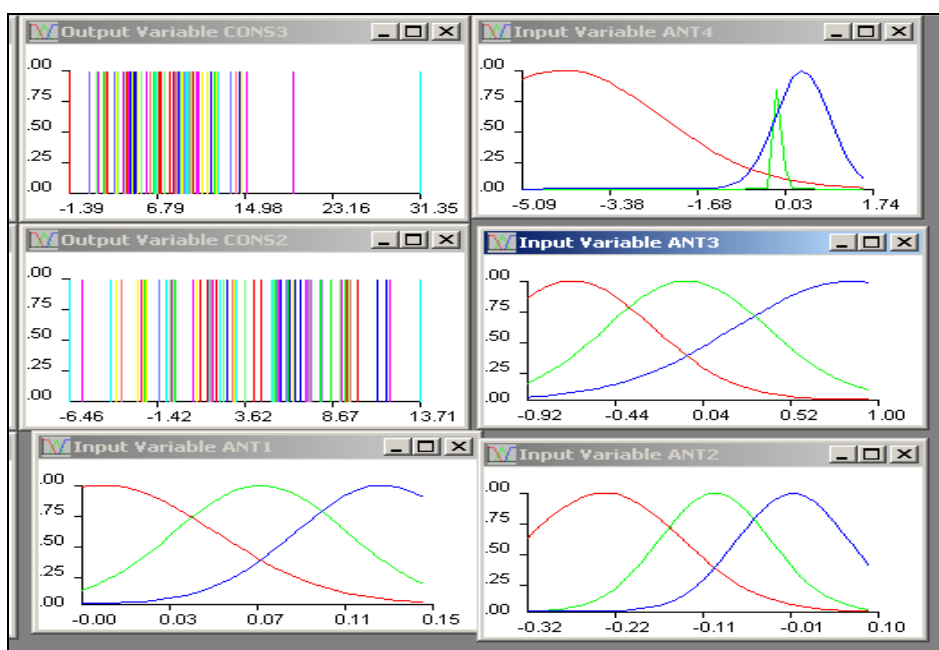


Рис. 13. AFM представление функций принадлежности

### Построение нечеткой нейронной сети на основе ОБЗ

Входом ННС является четыре переменных:  $\{e_x, \dot{e}_x, e_y, \dot{e}_y\}$ , а выходом является шесть переменных:  $\{(k_p, k_d, k_i)_x, (k_p, k_d, k_i)_y\}$ .

Процесс построения базы знаний на базе ОБЗ инструментария описывается следующим образом:

- создание лингвистических переменных с помощью  $GA_1$ : число функций принадлежности для каждой входной переменной равно 9, 8, 9, 9;
- полное число нечетких правил:  $9 \times 8 \times 9 \times 9 = 5832$ ;
- отбор правил: с помощью «суммарного» критерия, БЗ состоит из 143 правил;
- оптимизация БЗ с помощью  $GA_2$ ;
- обучение БЗ с помощью алгоритма обратного распространения ошибки.

На рис. 14 показано представление функций принадлежности для описания входных переменных в инструментарии ОБЗ.

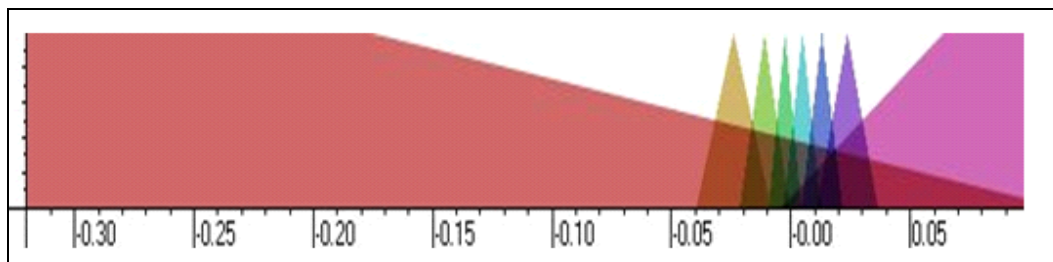


Рис. 14. ОБЗ представление функций принадлежности

Рассмотрим теперь результаты моделирования движения данного ОУ под управлением трех типов: НР с построенной БЗ с 81 правилом с помощью инструментария AFM; НР с построенной БЗ с 143 правилом с помощью инструментария ОБЗ; классический ПИД регулятор с коэффициентами усиления  $K = (6 \ 6 \ 6 \ 6 \ 6 \ 6)$ .

На рис. 15-19 показано динамическое и термодинамическое поведение ОУ под управлением указанных выше типов управления.

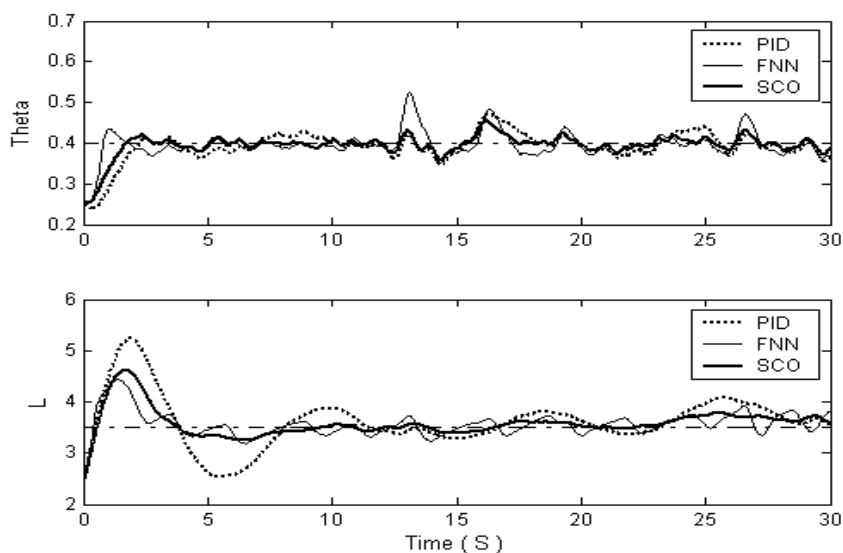


Рис. 15. Свинг-система: Движение при трех типах управления

*Примечание.* На рисунках «PID» обозначает ПИД-регулятор, «FNN» означает НР, построенный с помощью AFM; «SCO» означает НР, построенный с помощью ОБЗ,  $T_{\theta}$  –  $x$ ;  $L$  –  $y$ ;  $S_p$  – производство энтропии в ОУ,  $S_c$  – производство энтропии в системе управления.

Показанные ниже результаты моделирования проведены для обучающей ситуации.

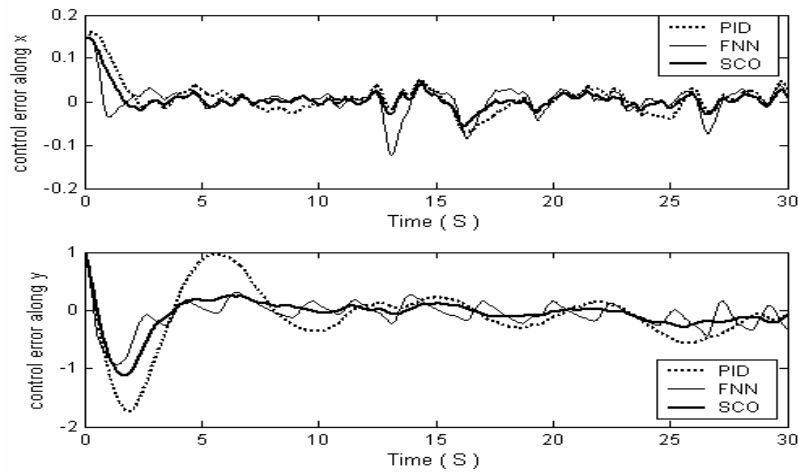


Рис. 16. Свинг-система: Ошибка управления

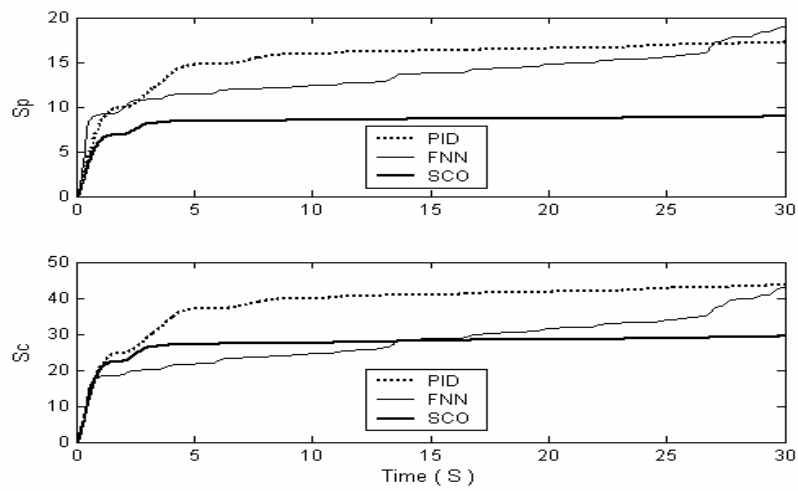


Рис. 17. Свинг-система: Производство энтропии в ОУ и производство энтропии в системе управления

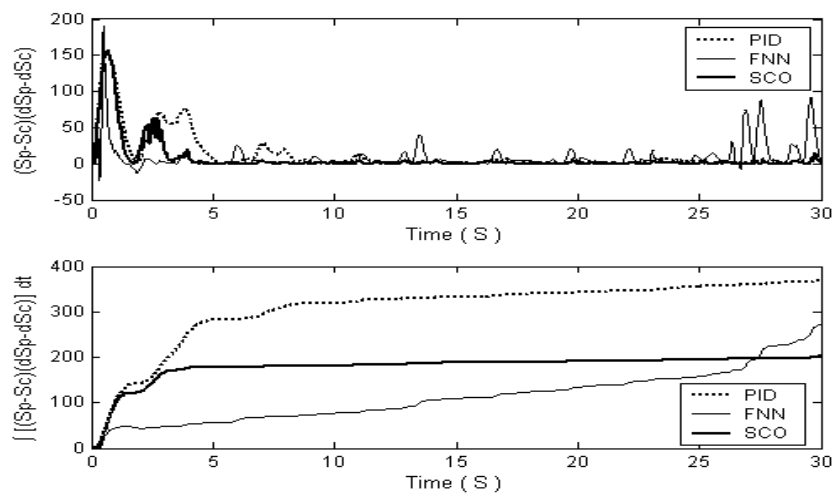


Рис. 18. Свинг-система: Производство обобщенной энтропии и интеграл от обобщенного производства энтропии

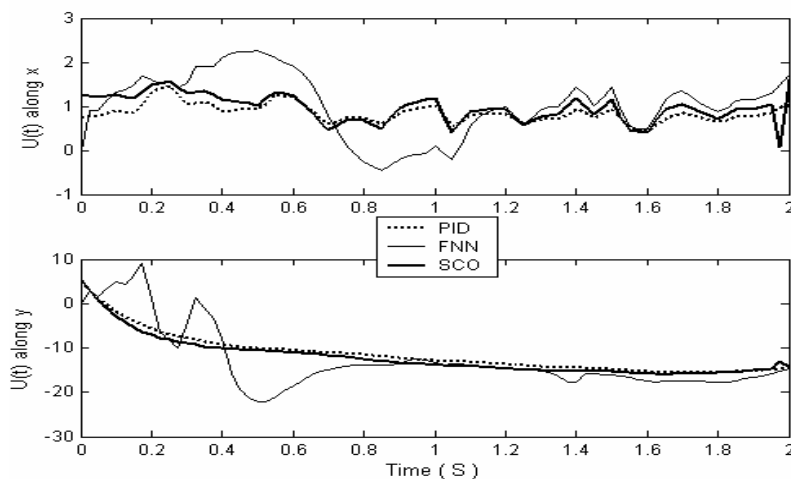


Рис. 19. Свинг-система: Сила управления

На рис. 20 и 21 показаны законы управления (переменные коэффициенты усиления), вычисляемые на каждом шаге управления как результат нечеткого вывода с выбранной БЗ.

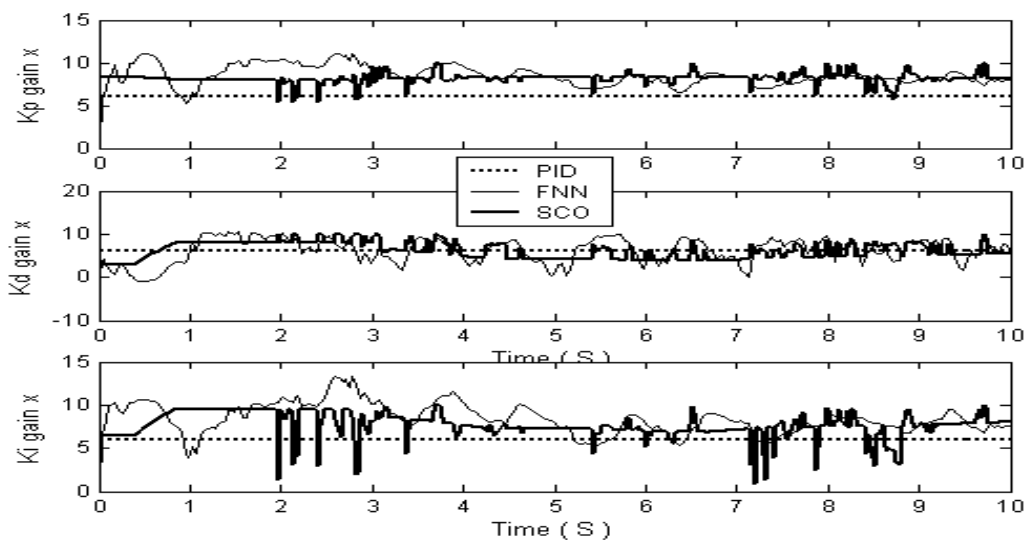


Рис. 20. Законы управления для ПИД регулятора по оси x

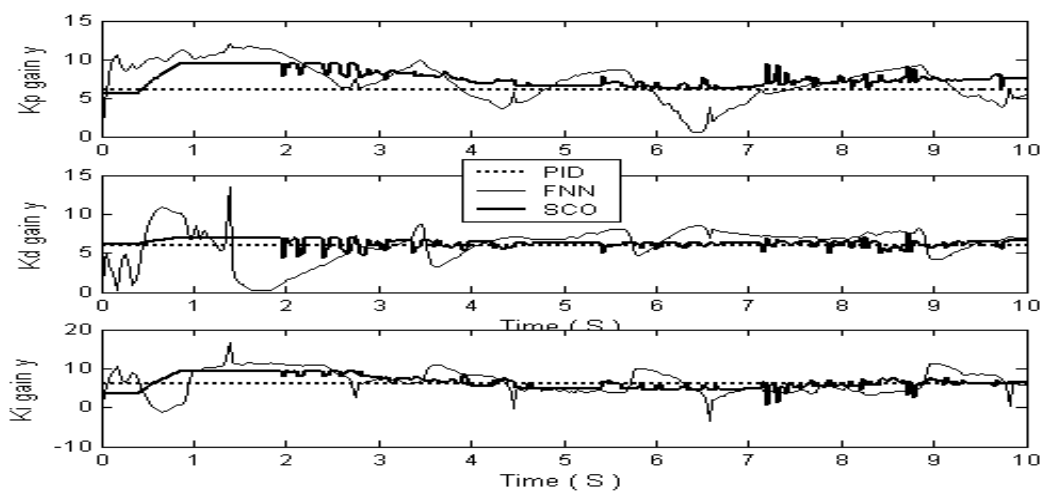


Рис. 21. Законы управления для ПИД регулятора по оси y

С точки зрения критериев качества управления, включающего критерии *минимума ошибки управления, минимума производства энтропии в ОУ и в системе управления и минимума силы управления*, НР на основе ОБЗ реализует более эффективное управление, чем НР на основе АФМ и классический ПИД-регулятор.

## Исследование робастности построенных баз знаний и сравнение с ПИД управлением

Для исследования робастности построенных БЗ рассмотрим три новых ситуации управления.

### Новая ситуация управления 1 ( $S_1$ ):

- новые начальные данные  $[-0.52 (-30^\circ), 2.5] [0.01, 0]$ ;
- остальные параметры те же, что и в обучающей ситуации.

### Новая ситуация управления 2 ( $S_2$ ):

- новые начальные данные  $[-0.52 (-30^\circ), 2.5] [0.01, 0]$ ;
- новые задающие сигналы:  $x_{ref} = 0.78 (45^\circ)$ ;  $y_{ref} = 5$ ;
- остальные параметры те же, что и в обучающей ситуации.

### Новая ситуация управления 3 ( $S_3$ ):

- новые начальные данные  $[-0.52 (-30^\circ), 2.5] [0.01, 0]$ ;
- новые задающие сигналы:  $x_{ref} = 0.78 (45^\circ)$ ;  $y_{ref} = 5$ ;
- другие шумы (с малой амплитудой): Гауссовский шум, действующий вдоль оси  $x$  (максимальная амплитуда шума  $A = 1.5$ ); и Рэлеевский шум, действующий вдоль оси  $y$  (максимальная амплитуда шума  $A = 1.5$ );
- остальные параметры те же, что и в обучающей ситуации.

На рис. 22-25 показано динамическое поведение ОУ в трех новых ситуациях под управлением указанных выше типов управления.

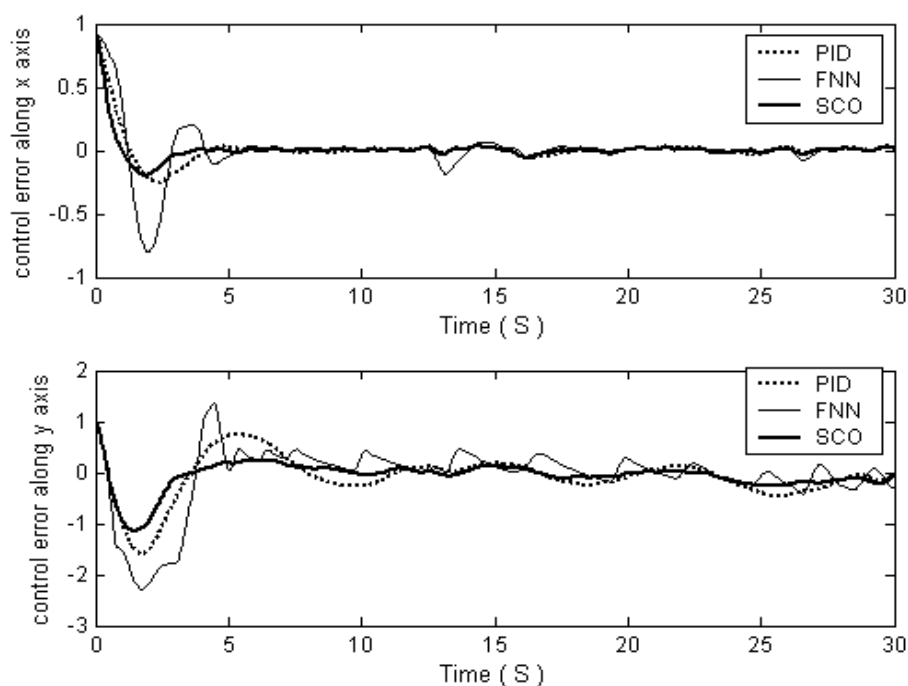


Рис. 22. Ошибка управления при трех типах управления: Ситуация  $S_1$

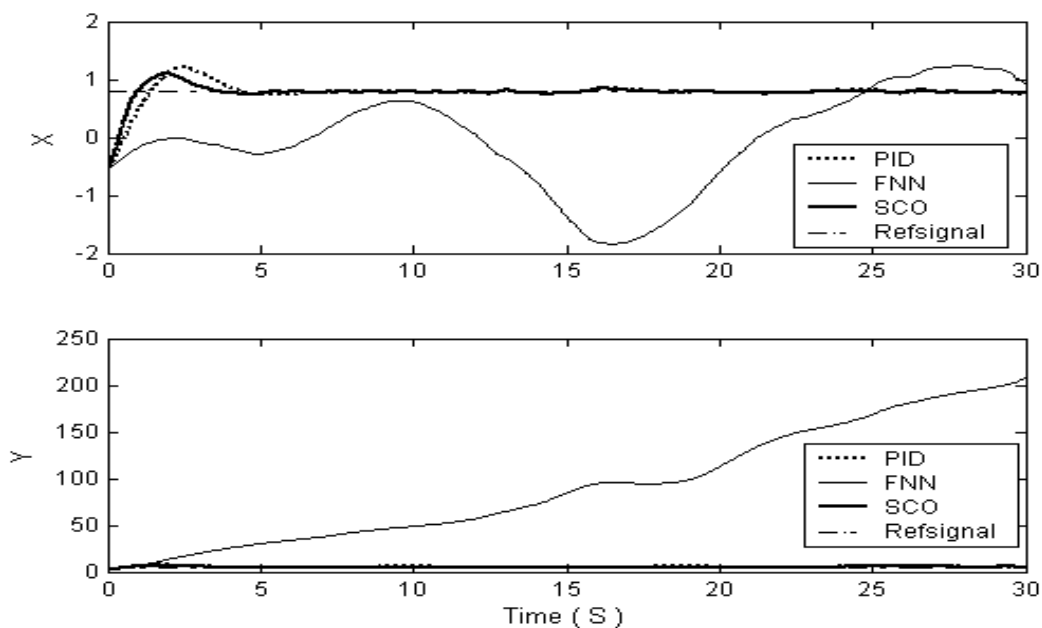


Рис. 23. Движение при трех типах управления: Ситуация  $S_2$

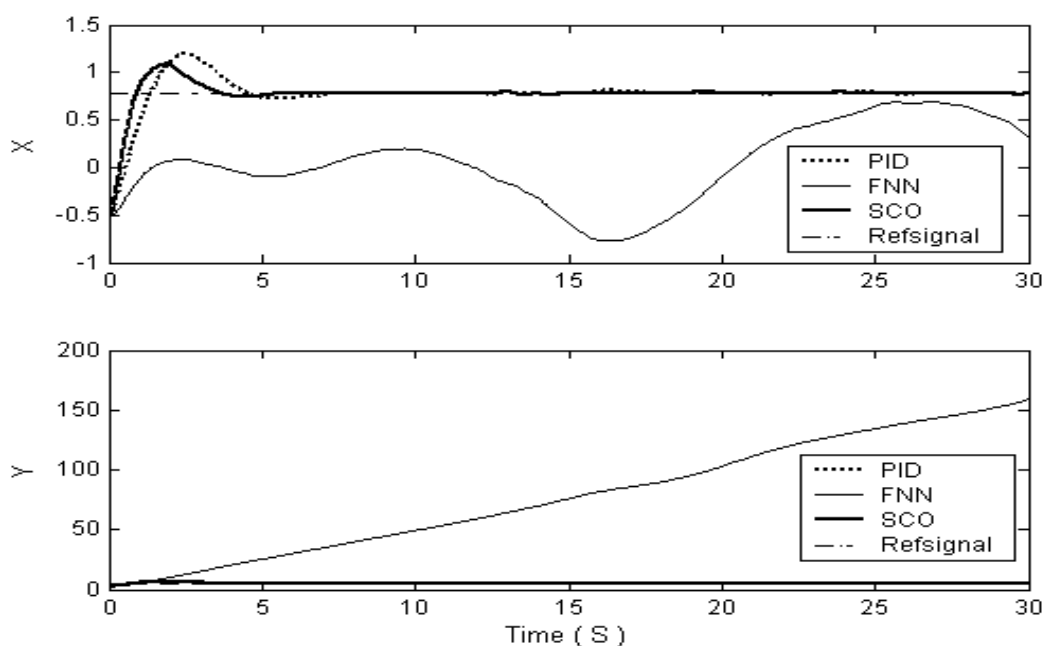


Рис. 24. Движение при трех типах управления: Ситуация  $S_3$

В результате имеем следующие выводы:

- НР на основе АФМ *не справляется* с задачей управления в ситуациях  $S_2, S_3$ , т.е. не робастный.
- НР на основе ОБЗ *робастен во всех трех ситуациях*.
- С точки зрения критерия *минимума ошибки управления*, НР на основе ОБЗ реализует более эффективное управление, чем классический ПИД-регулятор.
- Как показывают результаты моделирования, НР, основанные на традиционных мягких вычислениях (где используется «ручное» построение структуры ННС типа АФМ), не справляются с задачей управления в новых ситуациях в случае глобально неустойчивых объектов управления.

## Исследование динамического поведения объекта управления при ГА, НР и классическом ПИД управлении

В данном разделе мы приведем результаты сравнения термодинамического поведения свинг-системы при следующих трех типах управления:

- ПИД-регулятор переменными коэффициентами усиления на основе ГА;
- НР на основе ОБЗ; и
- два классических ПИД-регулятора с постоянными коэффициентами усиления

$$K = \left\{ \left[ K_p K_d K_i \right]_y \left[ K_p K_d K_i \right]_x \right\} = [ 10 \ 10 \ 10 \ 10 \ 10 \ 10 ].$$

Рассматривается следующая ситуация управления:

Параметры модели:  $m = 1$ ,  $k = 1$ ,  $c = 0$ ; начальные условия:  $[2.5 \ 25] [0 \ 0.01]$ .

Задающие сигналы: по оси  $x = \pi / 4(0.79)$ ; по оси  $y = 30 + \sin(2\pi / 50)t$ .

Внешний стохастический гармонический шум (рис. 25):  $\zeta(t) = (A + \zeta_A) \sin((\omega + \zeta_\omega)2\pi t)$ ,

действующий только по оси  $y$ , где  $A = 0.1$  – основная амплитуда шума,  $\omega = 2\pi / 50$  – основная частота,  $\zeta_A, \zeta_\omega$  случайные параметры.

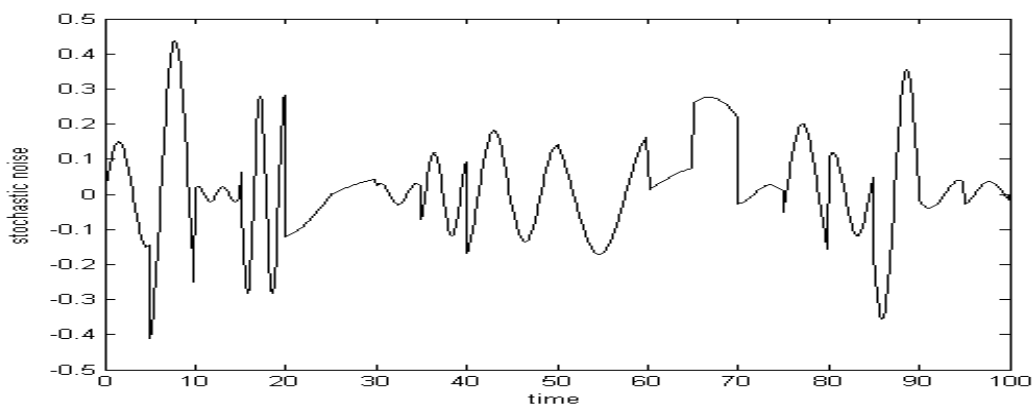


Рис. 25. Стохастический гармонический шум

На рис. 26-32 показаны результаты моделирования качества управления для трех типов управления.

*Примечание.* На рисунках использованы следующие латинские обозначения: PID – ПИД; GA – ГА; FC – НР; Refsignal – задающий сигнал.

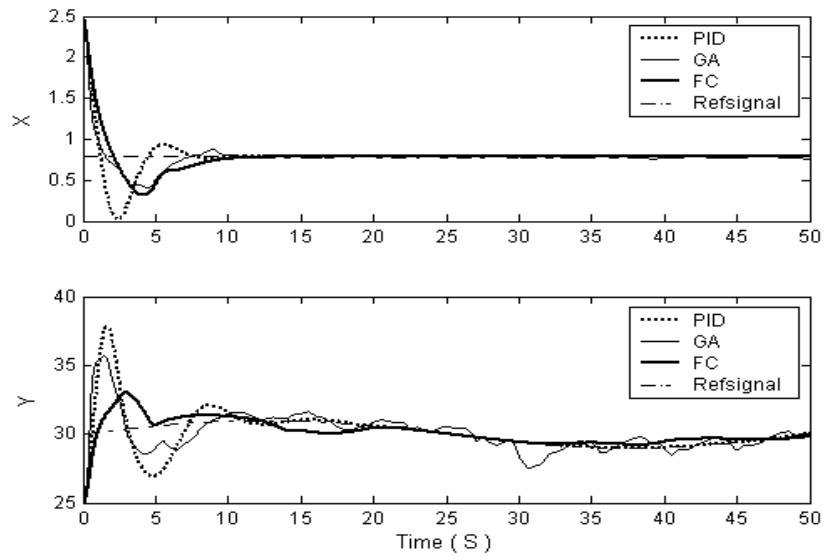


Рис. 26. Движение системы

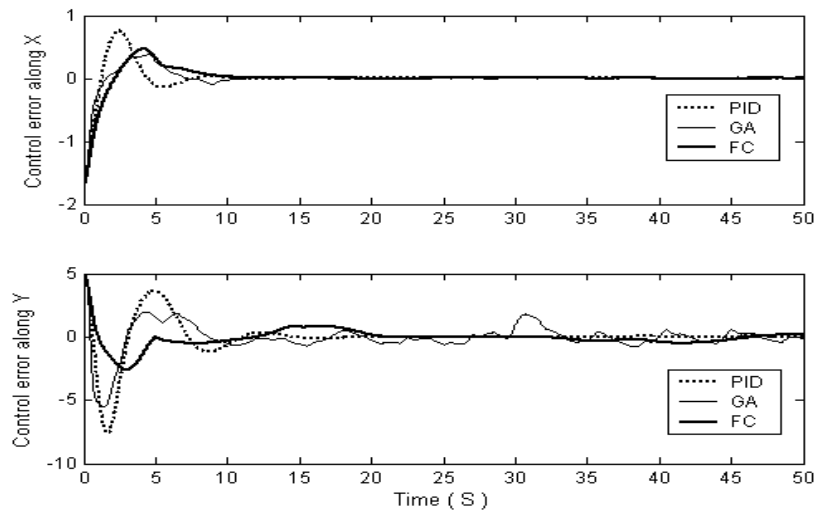


Рис. 27. Ошибка управления

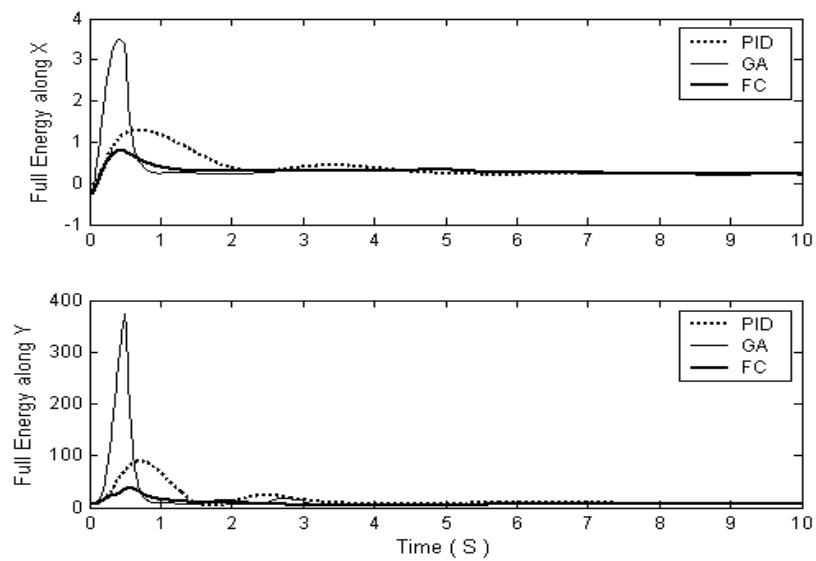


Рис. 28. Полная энергия объекта управления по осям координат



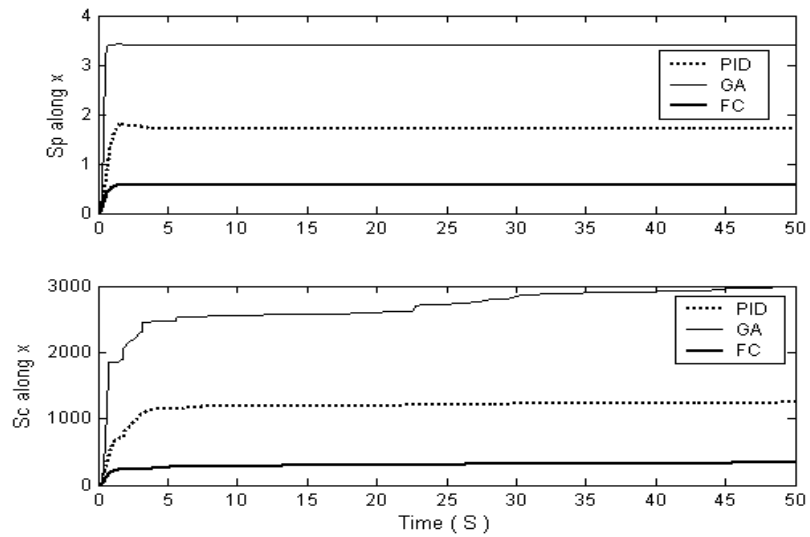


Рис. 29. Производство энтропии в объекте управления и в системе управления по оси X

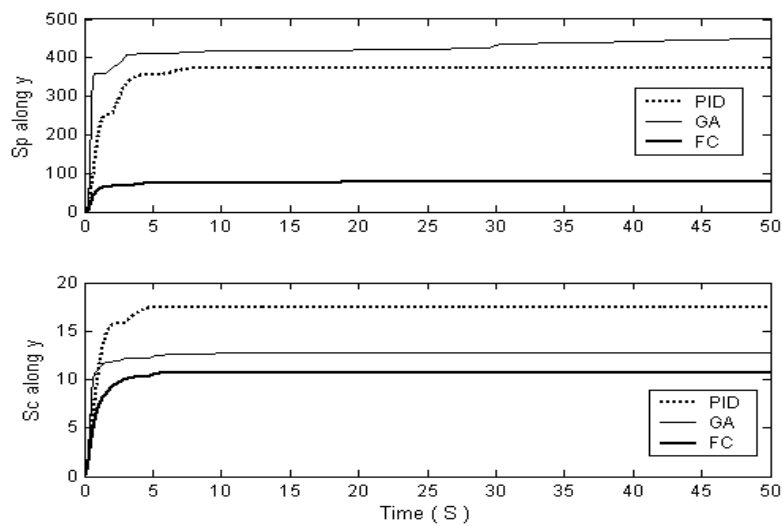


Рис. 30. Производство энтропии в объекте управления и в системе по оси управления по оси Y

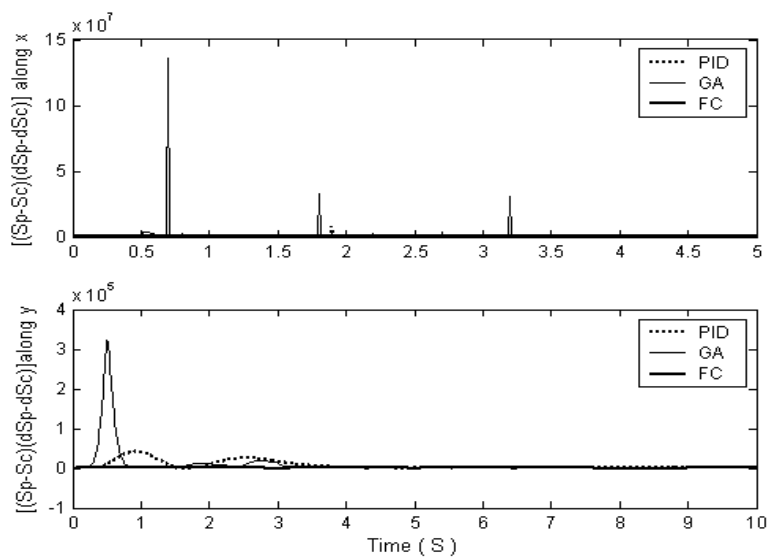


Рис. 31. Обобщенная характеристика производства энтропии

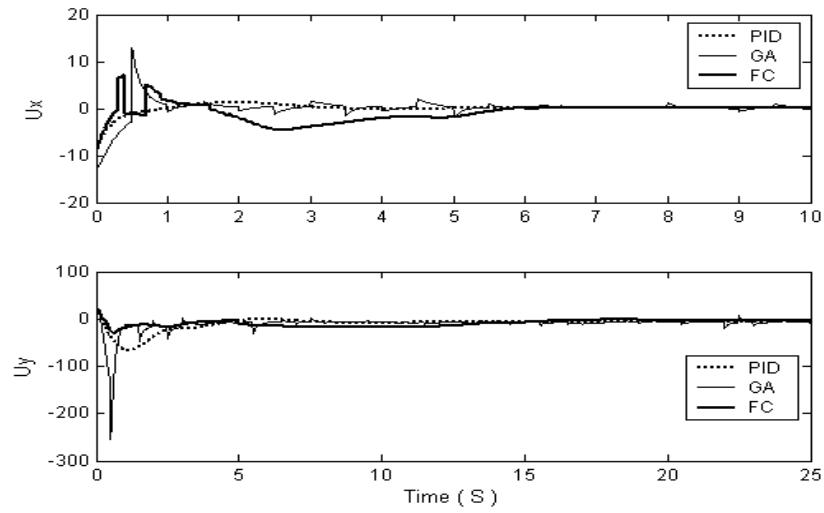
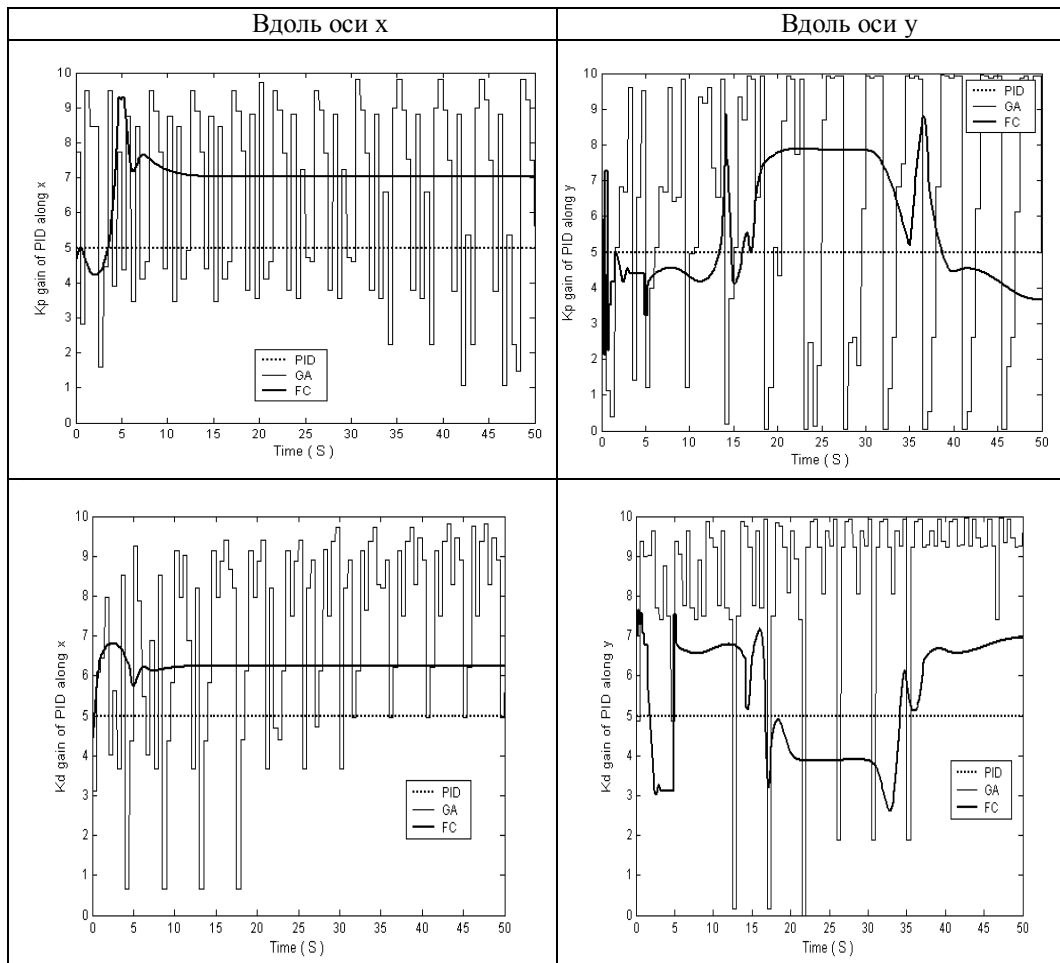


Рис. 32. Силы управления

Сравнение законов управления при ГА и НР управлении показано на рис. 33.



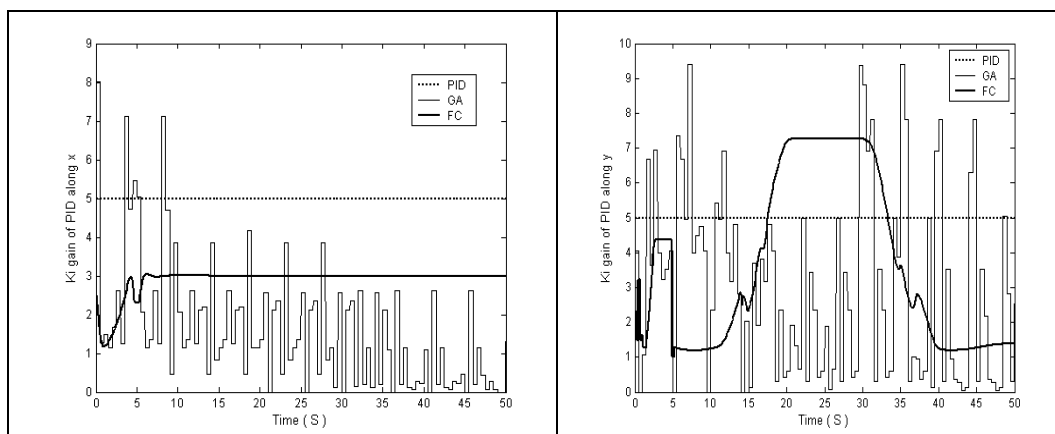


Рис. 33. Сравнение законов управления в ГА и НР

В таблицах 1 и 2 приводятся количественные данные сравнения качества управления для трех типов управления: ПИД-регулятор; ГА-ПИД контроллер; НР.

Описание параметров строк таблиц:

'e' – ошибка управления;

'x' – значение координаты движения ОУ по оси x;

y' – значение координаты движения ОУ по оси y;

'Ex' – значение полной энергии ОУ по оси x;

'Ey' – значение полной энергии ОУ по оси y;

'dSp' – значение скорости;

'Sp'– значение производства энтропии в ОУ производства энтропии в ОУ;

'dSc' значение скорости производства энтропии в системе управления;

'Sc' - значение производства энтропии в системе управления;

'U' – значение силы управления;

'Kp'– значение коэффициента усиления ПИД;

'Kd'– значение коэффициента усиления ПИД;

'Ki'– значение коэффициента усиления ПИД;

$S \cdot \dot{S}$  – значение обобщенного производства энтропии  $(S_p - S_c) \left( \frac{dS_p}{dt} - \frac{dS_c}{dt} \right)$ .

Описание параметров колонок таблиц:

**Max** – максимальное значение по модулю;

**Range** – диапазон изменения;

**Deviation** – отклонение.

*Примечание.* Число, представленное в форме Матлаба “1.14e+004” означает число  $1.14 \cdot 10^4$ .

Таблица 1

Ось x	ПИД			ГА			НР		
	Max	Range	Deviation	Max	Range	Deviation	Max	Range	Deviation
'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+004	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
$S \cdot \dot{S}$	8.06e+006	8.06e+006	1.26e+005	1.36e+008	1.360e+008	2.05e+006	4.72e+006	4.72e+006	7.76e+004

Таблица 2

Ось y	ПИД			ГА			НР		
	Max	Range	Deviation	Max	Range	Deviation	Max	Range	Deviation
'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
$S \cdot \dot{S}$	4.175e+004	4.256e+004	5.136e+003	3.2369e+005	3.2396e+005	1.5589e+004	3.1678e+003	3.2016e+003	244.575

Таким образом, результаты моделирования показывают, что по отношению к критериям качества управления [минимум ошибки управления, минимум производства энтропии (или минимум потери тепловой энергии) в ОУ и минимум производства энтропии в системе управления (или максимум полезной работы)] управление, основанное на технологии мягких вычислений (ГА и НР управление), намного эффективнее, чем классическое управление.

### Робастное управление в условиях наличия времени задержки в каналах измерения и наличия ограничений на силу управления

Рассмотрим новую формулировку задачи управления:

(1) перевести заданный ОУ из начального состояния в конечное состояние (задающий сигнал) при различных внешних шумах, действующих на ОУ, при наличии времени задержки и шумов в канале измерения ошибки управления, а также при наличии ограничений на силу управления; и (2) провести оценку робастности спроектированного НР и сравнить с традиционным ПИД-регулятором.

Будем строить ИСУ для поставленной задачи в виде двух нечетких ПИД-регуляторов, на вход каждого из которых поступает три переменные (вектор ошибки) и выходом является также три переменные (коэффициенты усиления).

Общая структура системы управления показана на рис. 34.

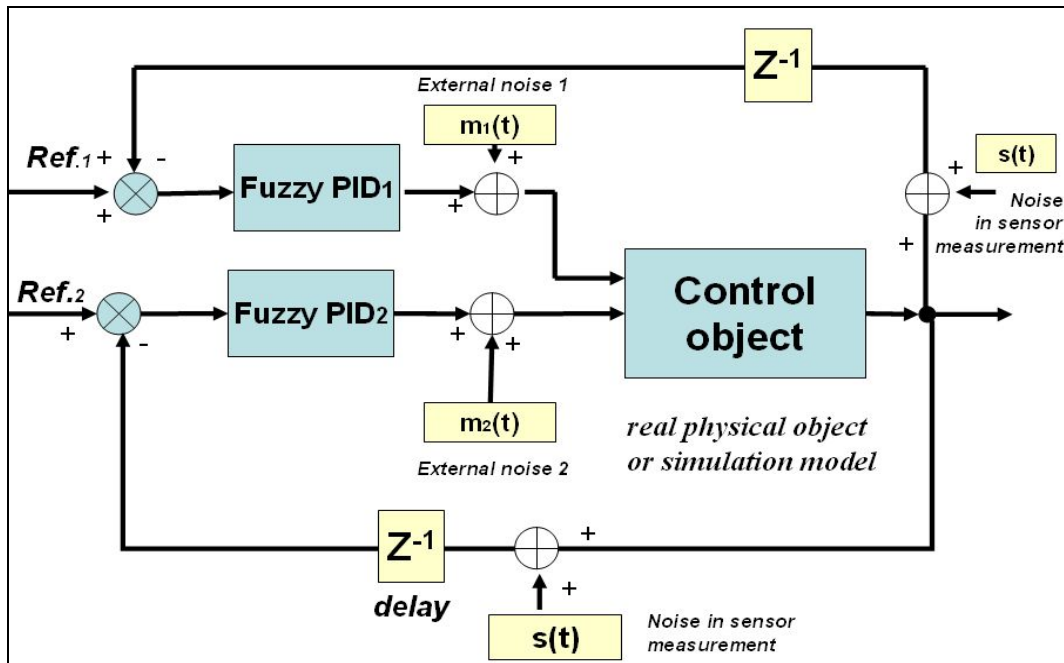


Рис. 34. Общая структура системы управления

В соответствии со структурой рис. 34 построим соответствующий НР, состоящий из двух НР: для управления ПИД регулятором по оси  $x$  (назовем его  $НР_x$ ) и для управления ПИД регулятором по оси  $y$  (назовем его  $НР_y$ ).

Рассмотрим следующую ситуацию обучения.

Обучающая ситуация 1 для проектирования НР1(TS1 teaching control situation):

- параметры модели:  $m = 0.5$  [kg],  $k = 0.4$ ,  $c = 2$ ;
- начальные данные:  $[x_0 = 0.25$  (rad)],  $y_0 = 0.5$  (m)] [ $\dot{x}_0 = 0$ ,  $\dot{y}_0 = 0.01$ ].
- внешние шумы (Рис. 35): Гауссовский шум вдоль оси  $x$   $N_x$  (максимальная амплитуда = 1) и Гауссовский шум вдоль оси  $y$   $N_y$  (максимальная амплитуда = 2);

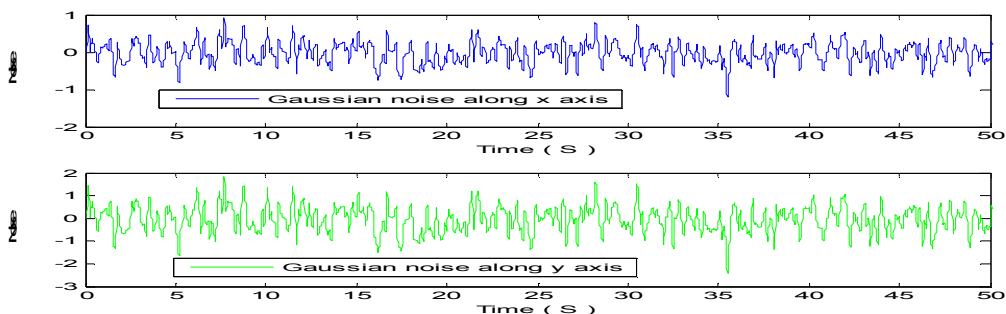


Рис. 35. Внешние шумы обучающей ситуации 1

- время задержки в системе измерения состояния по оси  $x$   $Dx = 0.001$  сек. и время задержки в системе измерения состояния по оси  $y$   $Dy = 0.001$  сек.;
- задающие сигналы:  $x_{ref} = 0$ ;  $y_{ref} = 2$ ;

- ограничения на силу управления:  $|U_{x(y)}| \leq 50(N)$ .

Матлаб-Симулинк структура ИСУ для свинг-системы показана на рис. 36.

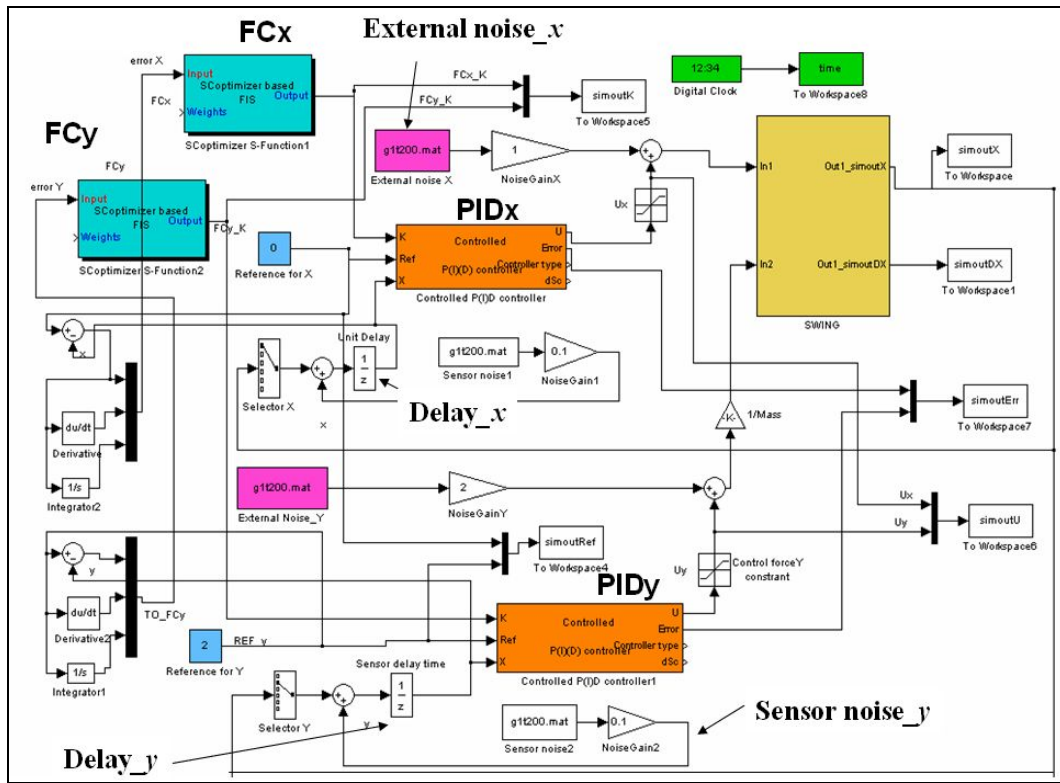


Рис. 36. Матлаб/Симулинк структура ИСУ

Примечание. На рис. 36,  $FC_x$  означает  $HP_x$ ,  $FC_y$  –  $HP_y$ ,  $PID_x$  – ПИД-регулятор по оси  $x$ ,  $PID_y$  – ПИД-регулятор по оси  $y$ ,  $Delay_x$  – время задержки в канале измерения состояния ОУ по координате  $x$ ,  $Delay_y$  – время задержки в канале измерения состояния ОУ по координате  $y$ ;  $Sensor\ noise_y$  – шум в канале измерения состояния ОУ по координате  $y$ .

Для определения пространства поиска коэффициентов усиления ПИД регуляторов проведем предварительные исследования с постоянными коэффициентов усиления.

На рис. 37 и 38 показаны результаты моделирования движения ОУ с выбранными значениями для  $K_x = [10\ 10\ 10]$ ;  $K_y = [10\ 10\ 10]$ .

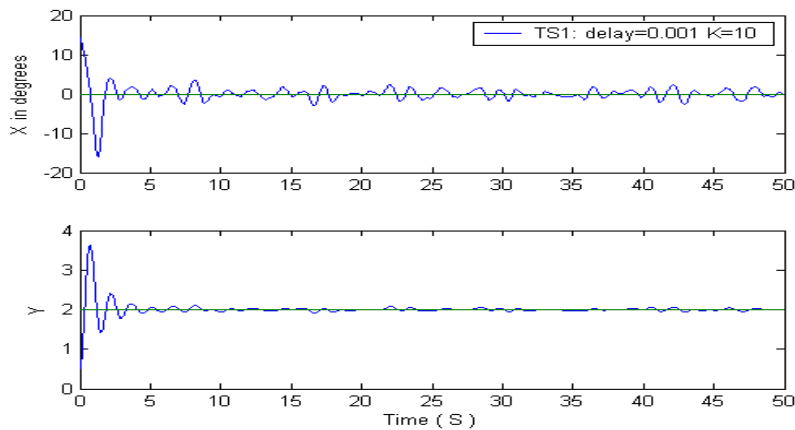


Рис. 37. Движение с классическим ПИД управлением

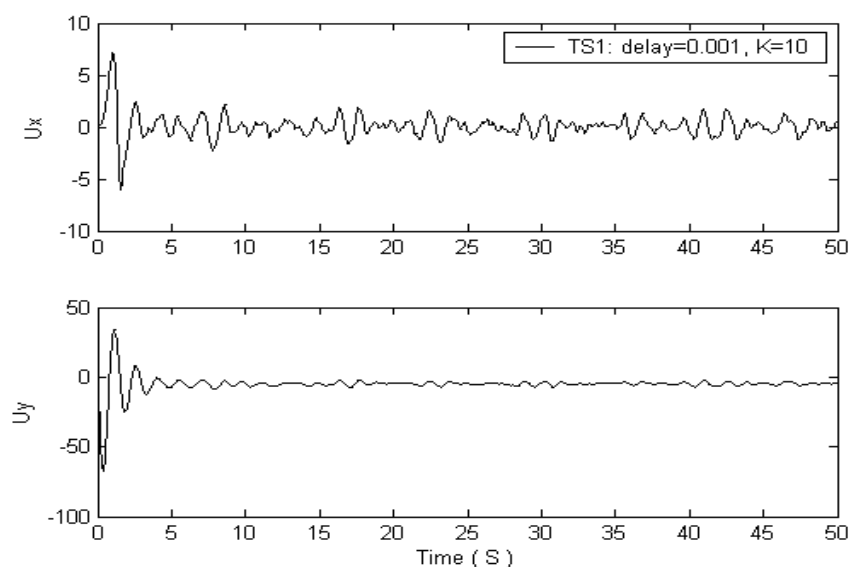


Рис. 38. Силы управления

Как видно из результатов моделирования управляющей силы (рис. 38), выбор пространства значений для каждого из коэффициентов усиления, равного  $[0,10]$  позволяет удовлетворить заданному ограничению на силу управления.

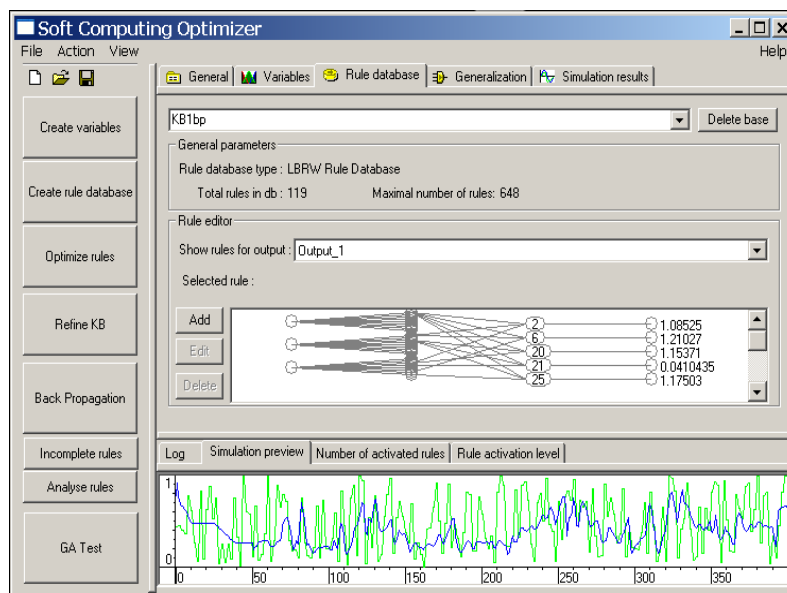
### Построение с помощью ГА обучающего сигнала

Для построения с помощью ГА обучающего сигнала (ОС) в заданной ситуации обучения будем использовать выбранное выше пространство значений для компонентов  $K = [0,10]$  и следующую функцию пригодности:

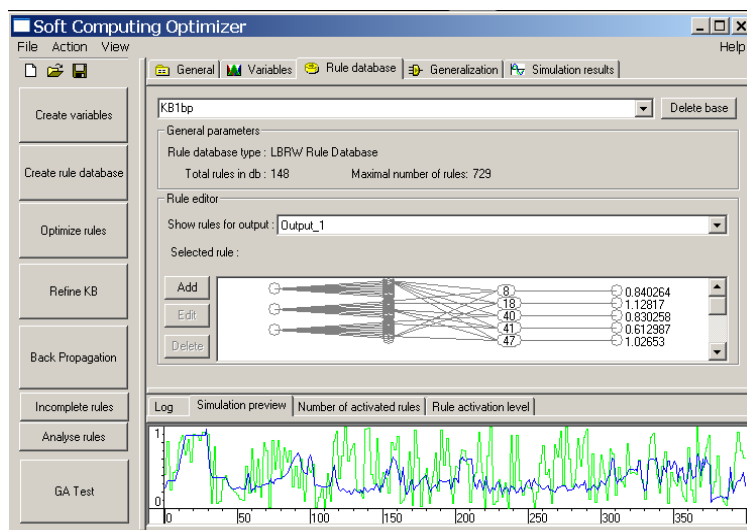
$$FF = -w_1 \left( \sum_t e_x^2 + \sum_t e_y^2 \right) - w_2 \left( \sum_t \dot{e}_x^2 + \sum_t \dot{e}_y^2 \right),$$

где  $e_{x(y)}$  – ошибки управления вдоль осей  $x(y)$  соответственно,  $\dot{e}_{x(y)}$  – скорости ошибки управления вдоль осей  $x(y)$ ,  $w_{1(2)}$  – некоторые коэффициенты шкалирования.

На первом шаге разработки ИСУ построим БЗ для двух НР в условиях заданных ситуаций управления (рис. 39), затем на следующем шаге проверим робастность полученных БЗ в новых (непредвиденных) ситуациях управления.



HP<sub>1x</sub> со 119 правилами управления



HP<sub>1y</sub> со 148 правилами

Рис. 39. Базы знаний для обучающей ситуации 1

На рис. 40-45, показаны результаты моделирования поведения системы в обучающей ситуации 1 в двух случаях управления: (1) с помощью НР, БЗ которого была построена с использованием разработанного ОБЗ; и (2) с помощью классического ПИД-регулятора с коэффициентами усиления  $K_x = [7.3 \ 8 \ 7]$ ;  $K_y = [8 \ 9 \ 5.7]$ , полученными усреднением коэффициентов усиления НР.



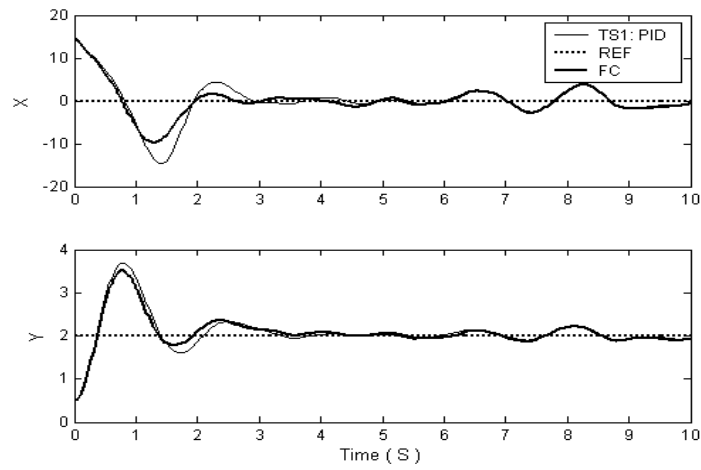


Рис. 40. Движение системы в обучающей ситуации 1

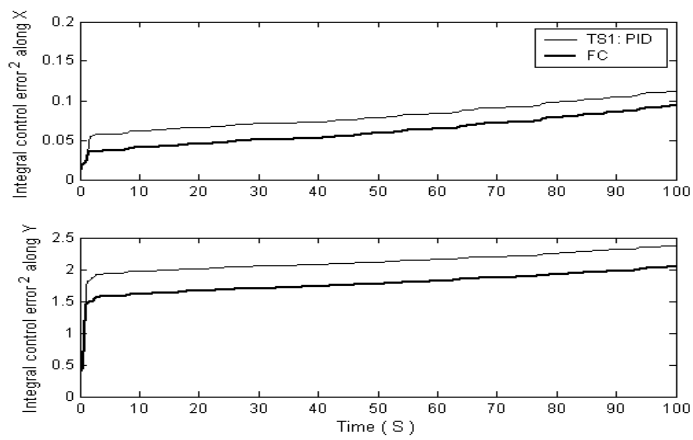


Рис. 41. Интегральная квадратичная ошибка управления

Примечание. На рисунках использованы следующие латинские обозначения: PID- ПИД; FC – НР; REF – задающий сигнал.

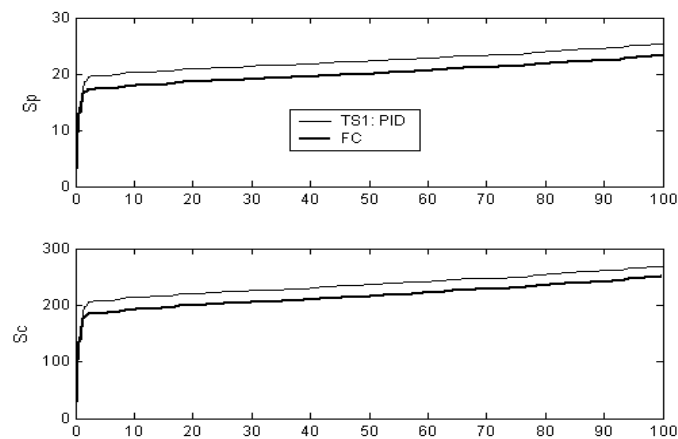


Рис. 42. Производство энтропии в ОУ (верх) и ПИД-регуляторах (низ)

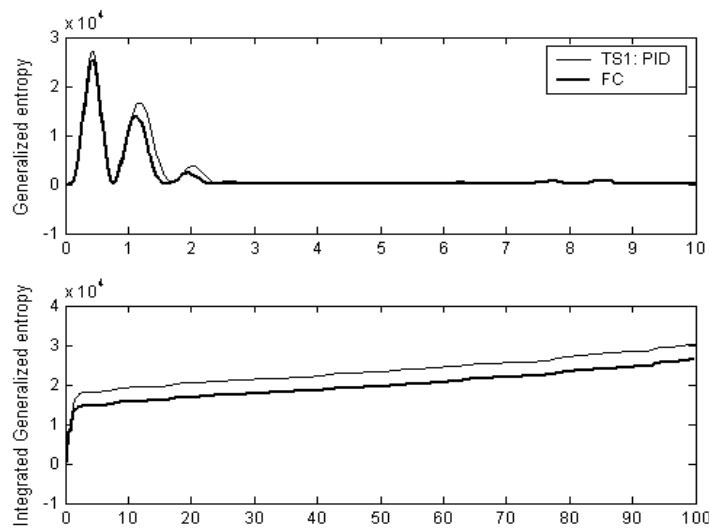


Рис. 43. Производство обобщенной энтропии

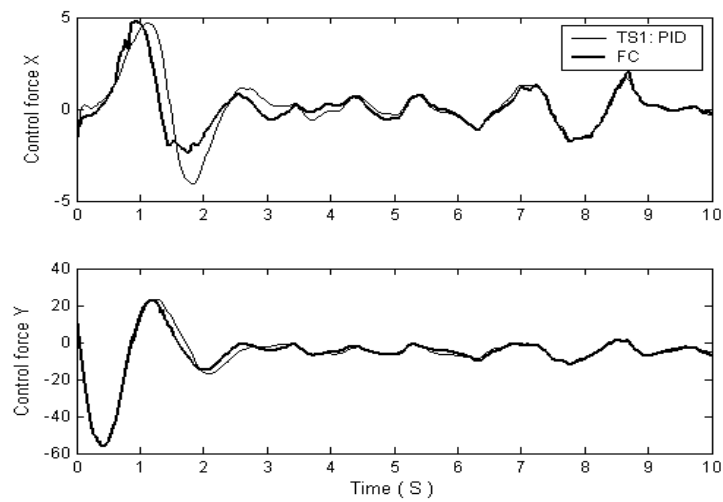


Рис. 44. Управляющие силы

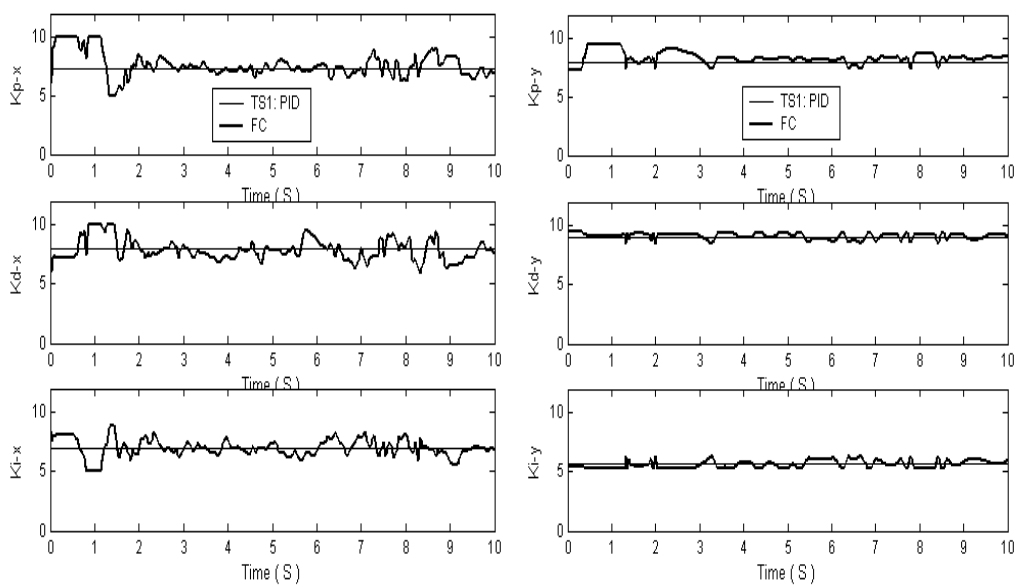


Рис. 45. Законы управления

Таким образом, с точки зрения критериев качества управления [включающего критерии *минимума ошибки управления, минимума силы управления, минимума энтропии* в ОУ и системе управления, *минимума обобщенного производства энтропии*], НР на основе ОБЗ реализует более эффективный контроль, чем классический ПИД с постоянными коэффициентами усиления.

### Исследование робастности построенных баз знаний и сравнение с ПИД управлением

Рассмотрим динамическое поведение ОУ в непредвиденных ситуациях управления в виде шума на рис. 46.

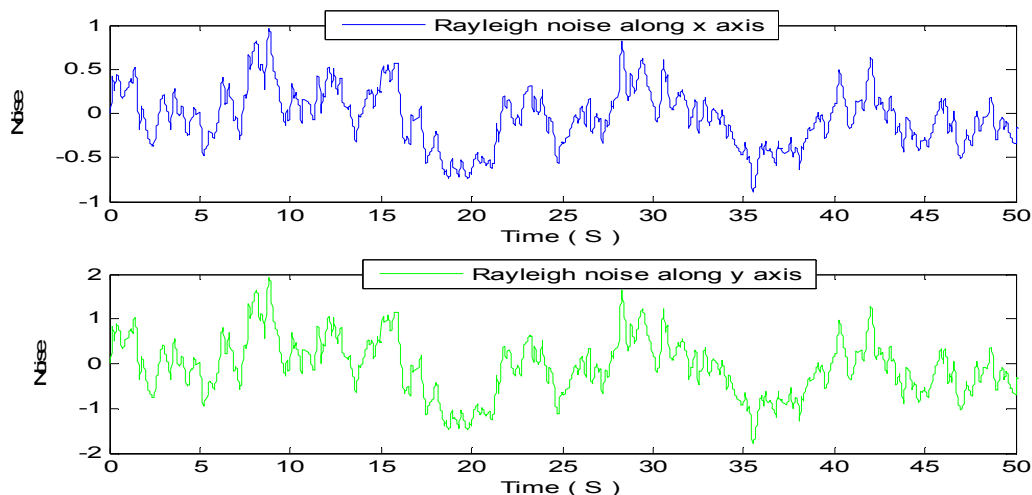


Рис. 46. Рэлеевский шум

В Таблице 3 представлены новые ситуации управления и параметры моделирования.

В нее включены ситуации, показывающие факторы (смена шума, смена задающих сигналов, сильные ограничения на силу управления и смена параметра модели), к которым НР и ПИД чувствительны с точки зрения робастности управления.

Будем называть в дальнейшем представленные в Таблице 3 ситуации управления, как  $\{N1, N1a, N2\}$  (соответственно строкам таблицы).

Таблица 3  
Параметры непредвиденных ситуаций управления

	Внешний шум	Задающие сигналы (x,y)	Время задержки (сек)	Изменение структуры ОУ	Новые ограничения на силу
N1	Новый шум: Рэлеевский (Рис. 45)	Те же, что в обучающей ситуации (0,2)	Новое время задержки = 0,005 сек.	нет	Те же, что в обучающей ситуации
N1a	Новый шум: Рэлеевский (Рис. 45)	Новые Задающие Сигналы = $[\pi / 4, 3]$	Новое время задержки = 0,005 сек.	нет	Новые ограничения на силу $ U_x  \leq 10;  U_y  \leq 20(N)$
N2	Тот же, что в обучающей ситуации, Гауссовский	Те же, что в обучающей ситуации (0,2)	Те же, что в обучающей ситуации = 0,001 сек.	Да. Новые параметры модели (k m c) = (0.4 0.5 - 0.5)	Те же, что в обучающей ситуации

На рис. 47-49 показано движение и ошибка управления свинг-системой в трех смоделированных новых ситуациях при двух типах управления. Выбранные ситуации из класса непредвиденных ситуаций управления показывают *предельные возможности* НР и традиционного ПИД-регулятора, построенных для заданного ОУ.

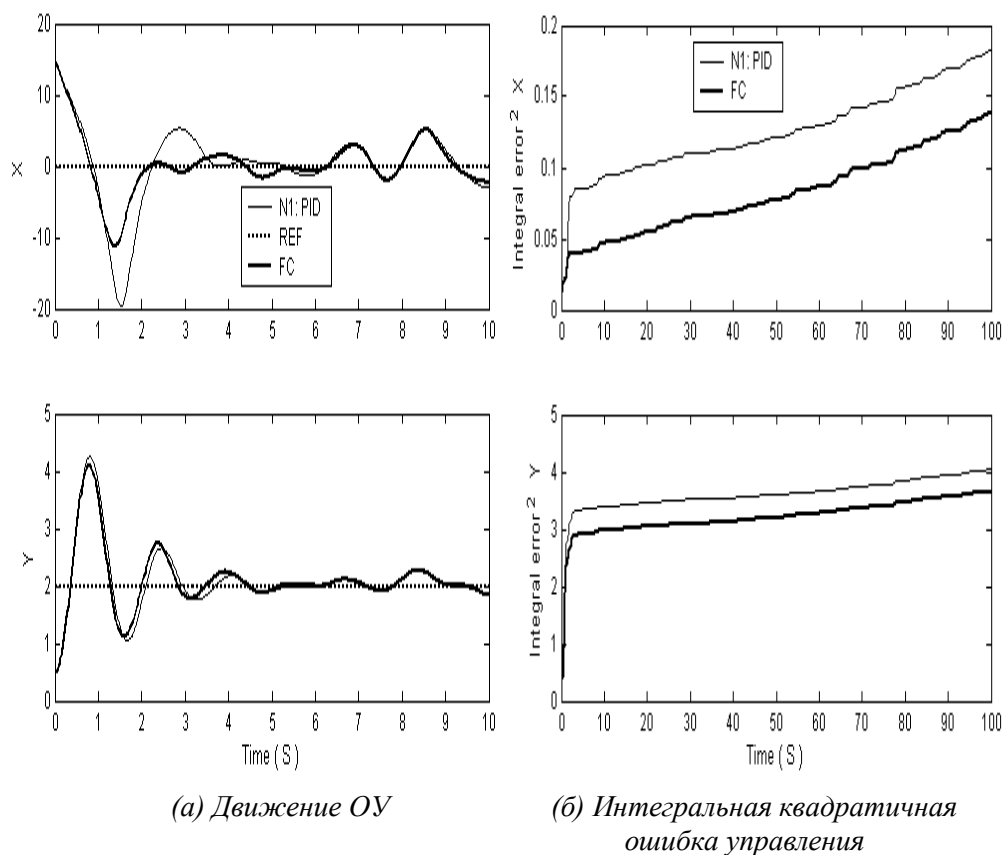


Рис. 47. Движение системы в ситуации N1

С ситуацией N1 оба типа управления справляются с задачей управления, однако НР обладает лучшим качеством управления (минимум ошибки управления) нежели классический ПИД регулятор.

Как видно из рис. 48, ПИД-регулятор *не справляется с задачей управления* в ситуации N1a, (система моделирования движения в Матлабе прервана, так как решение (по оси  $y$ ) уходит в отрицательную область, что физически невозможно), т.е. ПИД-регулятор не робастен в данной ситуации. Другими словами, если в процессе функционирования ОУ, его параметры изменились (в результате старения или других факторов), то спроектированный в обучающих условиях ПИД- регулятор не справится с новыми условиями.

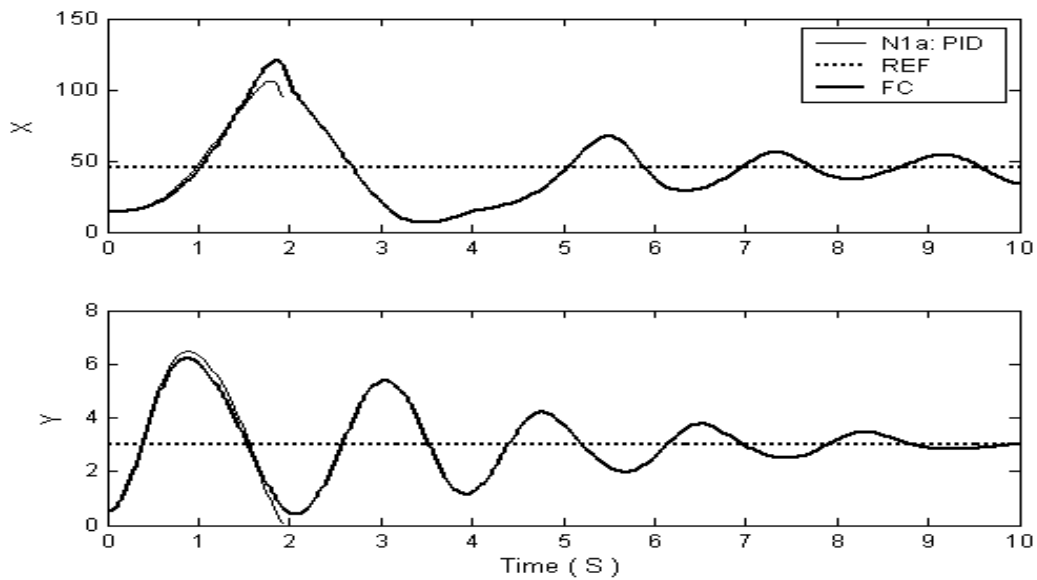
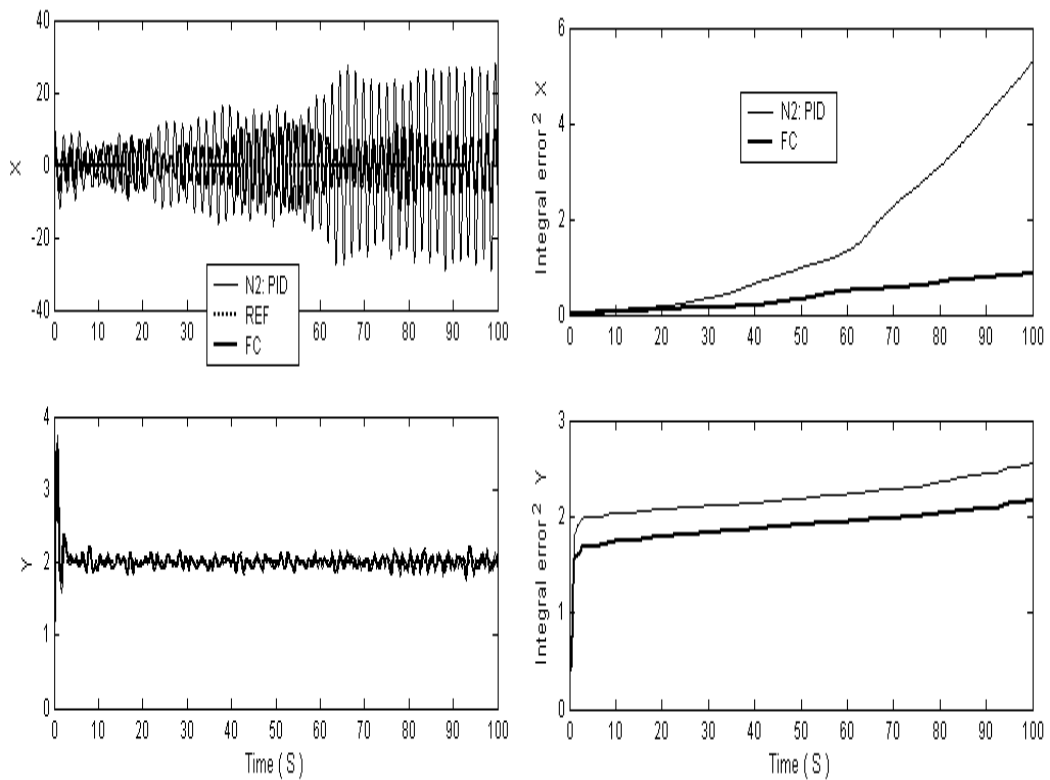


Рис. 48. Движение системы в ситуации N1a



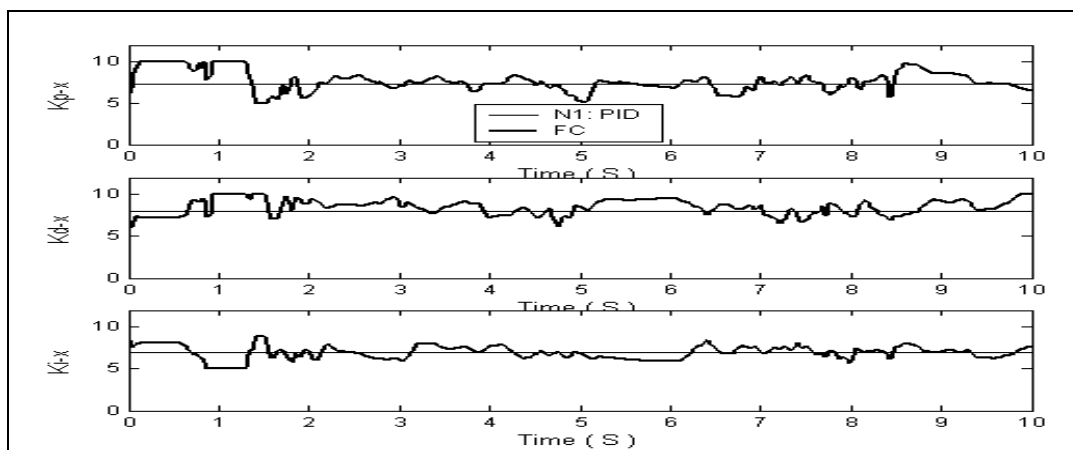
(а) Движение ОУ

(б) Интегральная квадратичная ошибка управления

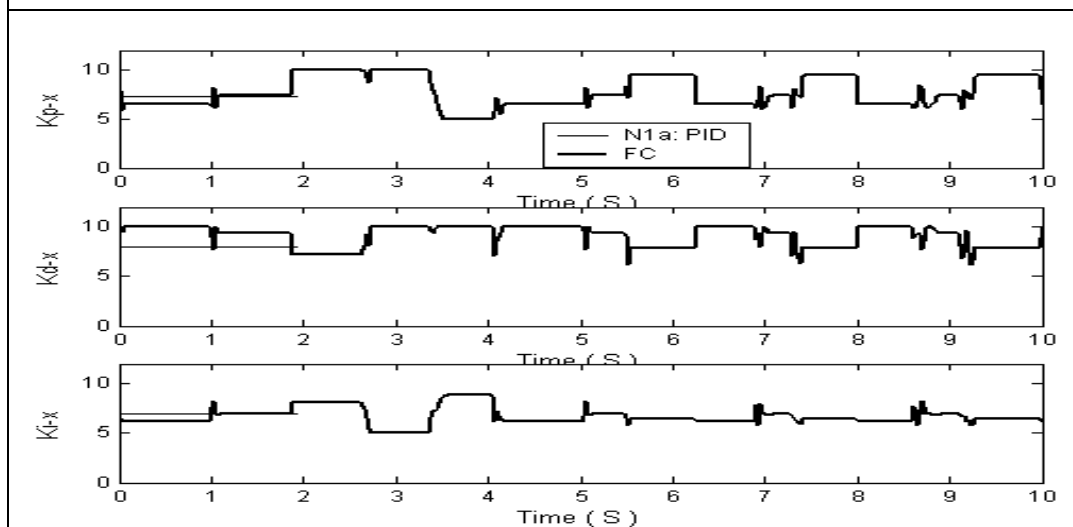
Рис. 49. Движение системы в ситуации N2

Рис. 49 показывает, что в N2 ситуации ПИД-регулятор плохо справляется с задачей управления, т.е. имеет большую ошибку управления в отличие от НР.

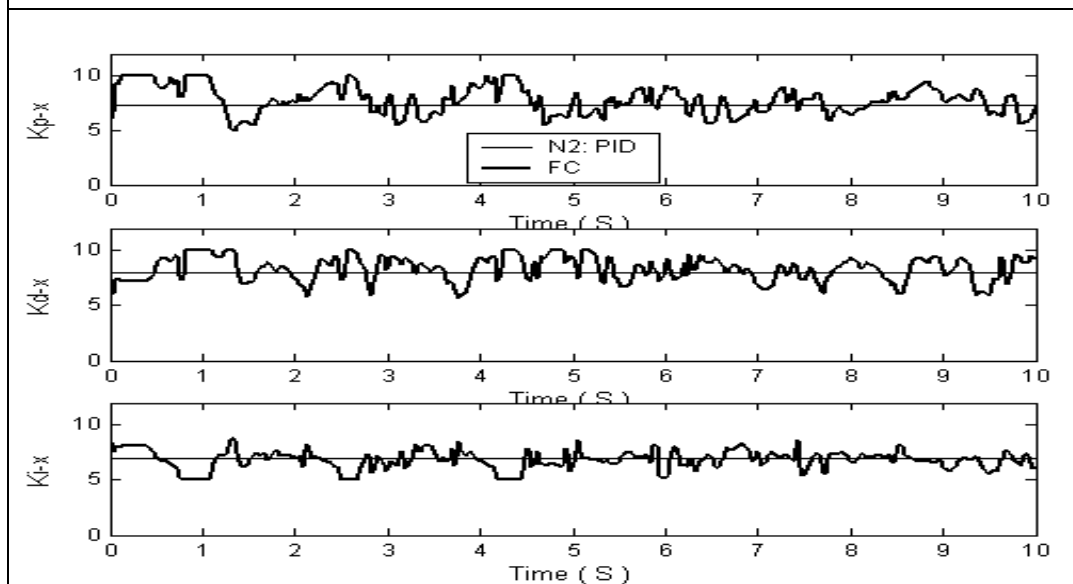
Рассмотрим законы управления (рис. 50 и рис. 51), формируемые НР для данных трех ситуаций.



*Ситуация N1. Законы управления ПИД регулятором по оси x*



*Ситуация N1a. Законы управления ПИД регулятором по оси x*



*Ситуация N2. Законы управления ПИД регулятором по оси x*

*Рис. 50. Сравнение законов управления в трех ситуациях*

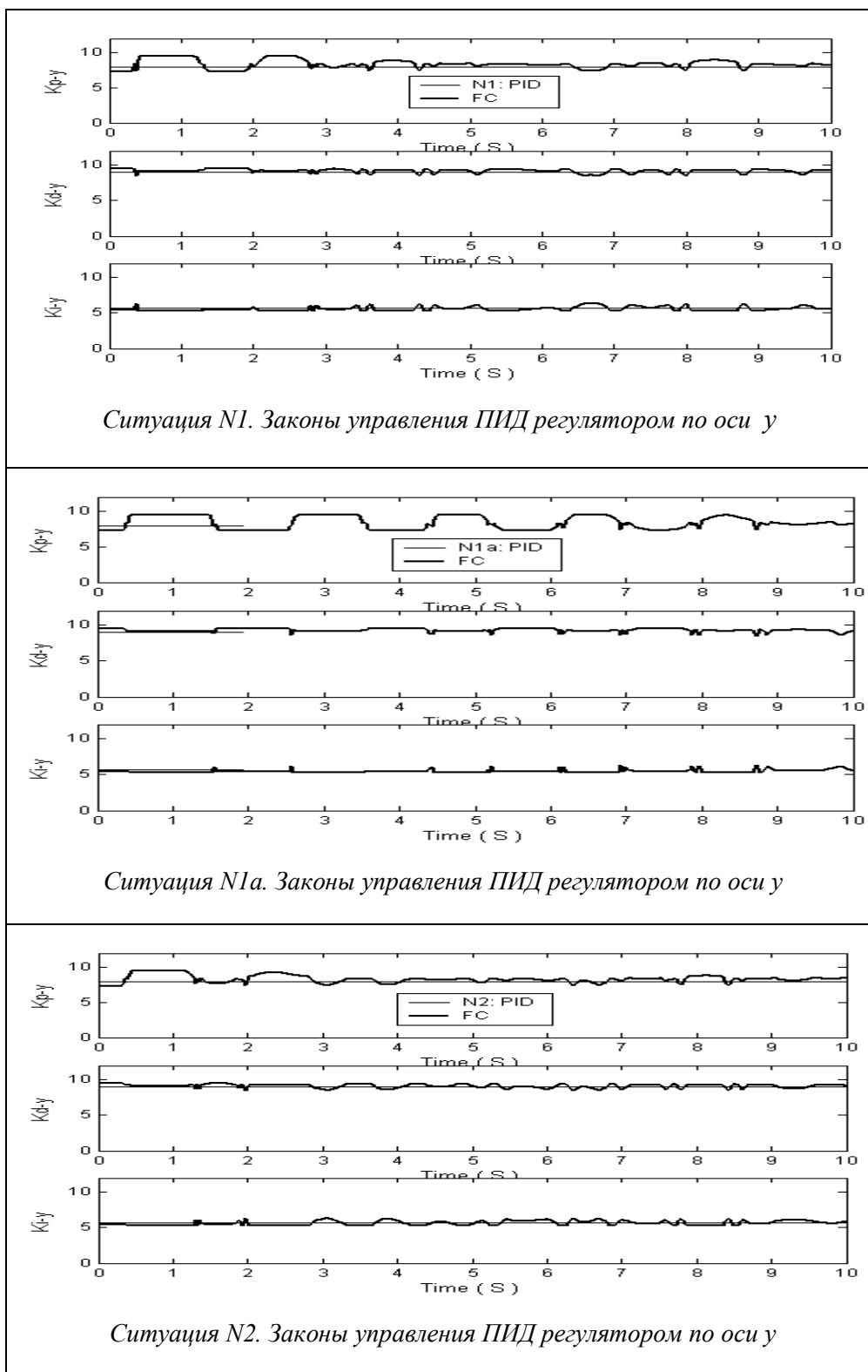


Рис. 51. Сравнение законов управления в трех ситуациях

Как видно из результатов на рисунках, эти законы отличаются друг от друга.

Таким образом, спроектированная структура ИСУ адаптируется оптимальным образом под текущую ситуацию управления.

## **Выводы**

- Построенная БЗ для НР, управляющего движением маятника с переменной длиной, является *робастной*.
- С точки зрения критериев качества управления, таких как: минимум ошибки управления; минимум производства энтропии в объекте управления и системе управления (т.е. минимум тепловых потерь и потерь полезной работы и энергии), а также с учетом минимума управляющей силы – разработанная ИСУ эффективнее традиционных ПИД-регуляторов.
- Сформированные робастные БЗ позволяют осуществлять эффективное управление сложными ОУ в условиях неопределенности информации о внешних возмущениях на ОУ и изменениях ситуаций управления.

## **Список литературы**

1. Ruano A. Intelligent control systems using computational intelligence techniques. – L.: IEE Control Series, 2008. – Vol. 70.
2. Negnevitsky M. Intelligent control design with MATLAB and SIMULINK. – Intensive Course. – Singapore, ТЕКВАС, 2011.
3. Behera L. Intelligent systems and control principles and applications. – Oxford University Press, 2010. Matlab – Modelling, Programming and Simulations (Ed. E. P. Leite). – In Tech Publ, 2010.
4. Коллективная монография: Интеллектуальные системы управления / Под ред. С. Н. Васильева – М.: Машиностроение, 2010.
5. Ульянов С.В., Литвинцева Л.В., Добрынин В.Н., Мишин А.А. Интеллектуальное робастное управление: Технологии мягких вычислений. – М.: ВНИИгеосистем, 2011.
6. Штовба С.Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB. – М.: Горячая линия – Телеком, 2007.
7. Sumathi S. P. Computational intelligence paradigms: Theory and applications using MATLAB. – N.Y.: CRC Press, 2010.
8. Ponce-Cruz P., Ramirez-Figueroa F.D. Intelligent control systems with LabVIEW™. – Berlin: Springer Verlag, 2010.
9. MATLAB for Engineers – Applications in control, electrical engineering, IT and robotics (Ed. K. Perutka). – In Tech Publ, 2011.
10. MATLAB – A Ubiquitous tool for the practical engineer (Ed. C. M. Ionescu). – In Tech Publ, 2011.
11. Applications of MATLAB in science and engineering (Ed. T. Michałowski). – In Tech Publ, 2011.
12. Scientific and engineering applications using MATLAB (Ed. E. P. Leite). – In Tech Publ, 2011.