

МЕТОДЫ ПОСТРОЕНИЯ БАЗ ЗНАНИЙ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ НЕЛИНЕЙНЫМИ ДИНАМИЧЕСКИМИ СИСТЕМАМИ

**Мишин Андрей Анатольевич¹, Нефедов Никита Юрьевич², Петров Сергей Павлович³,
Полунин Алексей Сергеевич⁴, Литвинцева Людмила Васильевна⁵**

¹Кандидат технических наук, доцент института САУ;
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.

²Студент;
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.

³Студент;
ГОУ ВПО «Международный Университет природы, общества и человека «Дубна»,
Институт системного анализа и управления;
141980, Московская обл., г. Дубна, ул. Университетская, 19;
e-mail: msgtome@bk.ru.

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

⁵Кандидат 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: litvi50@mail.ru.

В работе проводится исследование двух программных продуктов построения баз знаний для управления нелинейными динамическими объектами: на основе ANFIS (встроенного в Matlab модуля) и инструментария SCOptimizer – оптимизатора баз знаний на основе мягких вычислений. Рассматривается сравнение качества построенных с помощью данных инструментов баз знаний для интеллектуальных систем управления. Сравнение реализуется посредством моделирования управления типовыми нелинейными динамическими системами.

Ключевые слова: интеллектуальные системы управления, робастность, мягкие вычисления, база знаний.

METHODS OF KNOWLEDGE BASES DESIGN FOR NONLINEAR DYNAMIC SYSTEMS CONTROL

Mishin Andrey¹, Nefedov Nikita², Petrov Sergey³, Polunin Alexey⁴, Litvitseva Ludmila⁵

¹Candidate 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.

²Student;

Dubna International University of Nature, Society and Man,
Institute of system analysis and management;
141980, Dubna, Moscow reg., Universitetskaya str., 19;
e-mail: nefnukem@gmail.com.

³Student;

Dubna International University of Nature, Society and Man,
Institute of system analysis and management;
141980, Dubna, Moscow reg., Universitetskaya str., 19;
e-mail: msgtome@bk.ru.

⁴Student;

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

⁵Candidate of Science in Engineering, professor;

Dubna International University of Nature, Society and Man,
Institute of system analysis and management;
141980, Dubna, Moscow reg., Universitetskaya str., 19;
e-mail: litvi50@mail.ru.

Two knowledge bases design software instruments for control nonlinear objects are investigated. One is ANFIS tools (build-in Matlab module), another is the SCOptimizer (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 dynamic systems.

Keywords: intelligent control systems, robustness, soft computing, knowledge base.

Введение

На протяжении последних нескольких десятилетий остается актуальной проблема управления сложными техническими системами с нелинейными связями между входящими в их состав элементами. Если при управлении устойчивыми объектами управления (ОУ) классические системы автоматического управления (САУ) на основе ПИД-регулятора справляются достаточно успешно, то проектирование систем управления для сложных нелинейных и неустойчивых ОУ представляет собой уже нетривиальную задачу. Кроме того, в реальных условиях всегда присутствуют флуктуации параметров внешней среды и внутренних параметров системы (возмущения в каналах связи и управления, задержки различной длительности, колебания значений параметров ОУ, вызванные его «старением» и т.п.), что часто приводит к некорректности работы системы управления или к ее отказу.

Шагом к преодолению естественных ограничений традиционных СУ стало появление гибридных интеллектуальных систем управления (ИСУ). Согласно [6], ПИД-регулятор используется в более чем 85% в контурах управления промышленных и непромышленных структур САУ, включая объекты с повышенной социально-экономической ответственностью. Поэтому одной из важных проблем в создании ИСУ является разработка методов и алгоритмов повышения надежности и качества управления исполнительского (нижнего) уровня САУ. Качество традиционной системы в ИСУ повышается за счет использования технологий мягких вычислений, включающих технологии нечетких вычислений, генетические алгоритмы и искусственные нейронные сети в процессе проектировании СУ и/или в контуре управления.

Часто основным элементом ИСУ является нечеткий регулятор (НР), управляющий коэффициентами ПИД-регулятора. Нечеткий регулятор осуществляет управление за счет интегрированной в него базы знаний (БЗ), включающей данные о виде и параметрах функций принадлежности входных и выходных нечетких переменных, а также набор нечетких продукционных правил. В традиционных ИСУ [1, 10] БЗ создается предметным экспертом, но такой подход к управлению нелинейными неустойчивыми объектами в условиях стохастических шумов не может гарантировать качество управления. В

исследуемых методах рассматривается подход к генерации БЗ на основе вышеупомянутых мягких вычислениях с использованием ряда важных термодинамических и информационно-энтропийных критериев управления, повышающих объективность содержащейся в БЗ информации о динамическом поведении ОУ. Введение физических и информационных ограничений в формализованное описание модели ОУ [2, 7] существенно влияет на качество управления.

Созданные на основе этого подхода ИСУ привлекают к себе все большее внимание. Показано [8, 11], что они обладают рядом достоинств: сохраняют главные преимущества традиционных систем управления (устойчивость, управляемость, наблюдаемость), имеют оптимальную (с точки зрения заданного критерия качества управления) базу знаний (БЗ), а также возможность ее коррекции и адаптации к изменяющейся ситуации управления; гарантируют достижимость требуемого качества управления на основе спроектированной БЗ для допустимых классов неопределенностей.

Получение базы знаний нечеткого регулятора для управления неустойчивым ОУ с помощью различных технологий является предметом данного исследования. Посредством моделирования в работе исследуются БЗ, полученные с помощью двух программных инструментариев – **ANFIS** (*Adaptive-Neuro-Fuzzy Inference Systems*) и **SCOptimizer** (*Soft Computing Optimizer, оптимизатор БЗ на основе мягких вычислений, ОБЗ*) – с точки зрения качества управления нелинейными динамическими объектами¹ и робастности ИСУ². Из не рассматриваемых здесь инструментариев, наиболее известной является система **AFM** (*Adaptive Fuzzy Modeler*) производства **ST Microelectronics**. В работе [1] проведен сравнительный анализ БЗ, полученных с использованием **AFM** и **SCOptimizer**.

Рассмотрим далее общую схему и принципы функционирования ИСУ, модели которых будут использованы для изучения качества управления.

Структура ИСУ

На рис. 1 изображена структура ИСУ, где $x(t)$ – вектор состояния объекта управления (ОУ), x_d – «задающий сигнал» (цель управления), $e(t)$ – ошибка управления, вычисляемая как разность состояния ОУ и задающего сигнала: $e(t) = x_d - x(t)$. На вход нечеткого регулятора (НР) подается вектор ошибки управления: ошибка управления $e(t)$, интегральная ошибка управления $ie = \int edt$ и производная ошибки управления $\dot{e}(t)$. Структура нечеткого регулятора изображена на рис. 2.

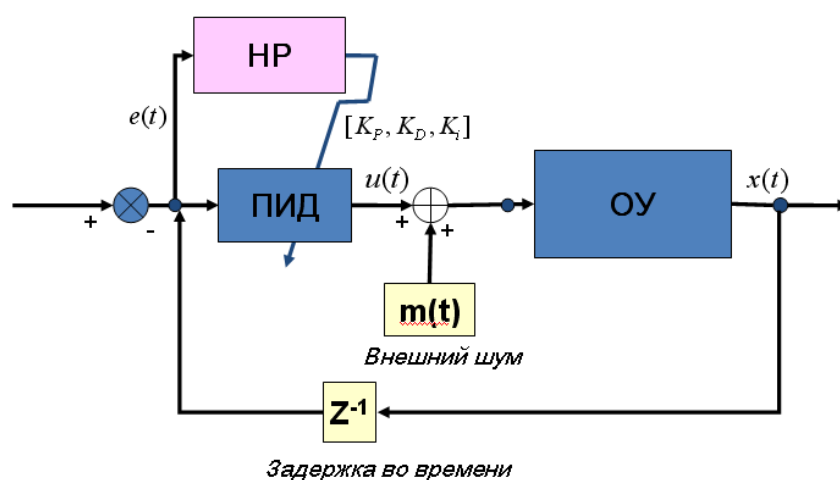


Рис. 1. Структура ИСУ

¹Подробно о критериях качества управления читатель сможет найти в [1, 3, 10].

²Робастность ОУ обеспечивается системой управления. Робастность БЗ и, соответственно, управляющего сигнала — основа для поддержки надежности и точности управления в условиях неопределенности информации или слабо формализованного описания условий функционирования и/или целей управления. Смотрите также соотношение между управляемостью, устойчивостью и робастностью [3].

Нечеткий регулятор состоит из следующих блоков:

- база знаний, включающая базу нечетких правил и базу данных;
- база нечетких правил состоит из множества правил типа «если – то». База данных содержит информацию о типах и параметрах функций принадлежности, используемых в нечетких правилах;
- механизм нечеткого вывода;
- блоки фаззификации и дефаззификации. Блок фаззификации преобразует входное, точное, значение в нечеткое значение. Блок дефаззификации, наоборот, преобразует значения нечеткого множества в выходное, четкое значение.

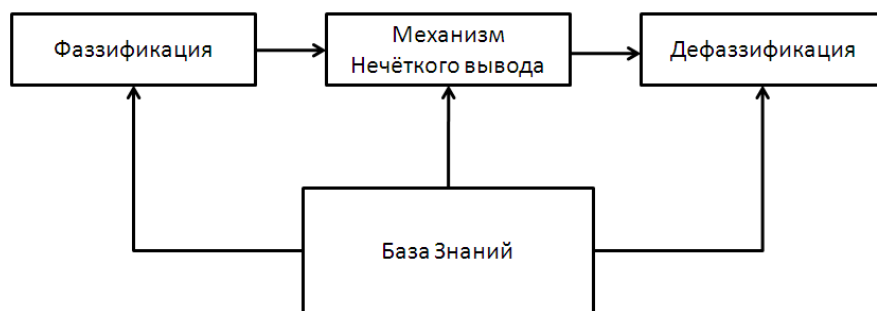


Рис. 2. Структура нечеткого регулятора

Выходом нечеткого регулятора является вектор значений коэффициентов усиления, которые поступают в ПИД-регулятор для формирования управляющего воздействия:

$$u(t) = K_p(t)e(t) + K_I(t) \int_0^t e dt + K_D(t)\dot{e}(t). \quad (1)$$

Таким образом, функционирование ОУ существенным образом зависит от выбранных коэффициентов ПИД-регулятора. Поэтому для разработчиков системы управления становится весьма актуальной проблема эффективного способа выбора этих параметров для обеспечения высокого качества управления.

Примечание: Для сравнительного анализа регуляторов, спроектированных с помощью инструментариев ANFIS и ОБЗ будем рассматривать НР, выходом которого будет только один (пропорциональный) коэффициент усиления, что вызвано ограничениями, накладываемыми системой ANFIS (невозможность аппроксимировать более одной выходной переменной). Интегральный и дифференциальный коэффициенты усиления являются постоянными величинами и находятся с помощью генетического алгоритма (ГА) с заданной функции пригодности и выбранной областью поиска для значений. В качестве функции пригодности выбран основной критерий управления – минимум ошибки управления и минимум скорости ошибки управления.

Однако для построения БЗ НР необходимо наличие *обучающего сигнала* (ОС), который может быть получен либо на этапе стохастического моделирования поведения ОУ, проведенного с его математической моделью, либо экспериментально, путем непосредственного измерения динамических параметров физической модели ОУ. Мы используем Matlab-модели систем управления и ОУ для получения ОС.

Обучающий сигнал представляет собой близкий к оптимальному закон управления ПИД-коэффициентами (с точки зрения выбранного критерия оптимальности) на основании значений ошибки управления, численного интеграла ошибки и численной производной ошибки.

В данном исследовании ОС получены с помощью ГА, функцией пригодности которого может быть, например, полученная с помощью математической модели ОУ суммарная квадратичная ошибка управления (со знаком «минус», т.к. генетический алгоритм осуществляет случайный эволюционный поиск параметров, которые доставляют максимум функции пригодности).

Рассмотрим технологию получения БЗ в системах ANFIS и SCOptimizer.

Получение БЗ с помощью ANFIS

ANFIS редактор позволяет автоматически синтезировать нечеткую нейронную сеть (ННС) из экспериментальных данных. ННС можно рассматривать как одну из разновидностей систем нечеткого логического вывода типа Сугено. При этом функции принадлежности синтезированных систем настроены (обучены) так, чтобы минимизировать отклонения между результатами нечеткого моделирования и экспериментальными данными [4, 12].

Загрузка ANFIS-редактора осуществляется по команде **anfisedit** в среде Matlab/Simulink. В результате выполнения этой команды появится графическое окно, изображенное рис.3.

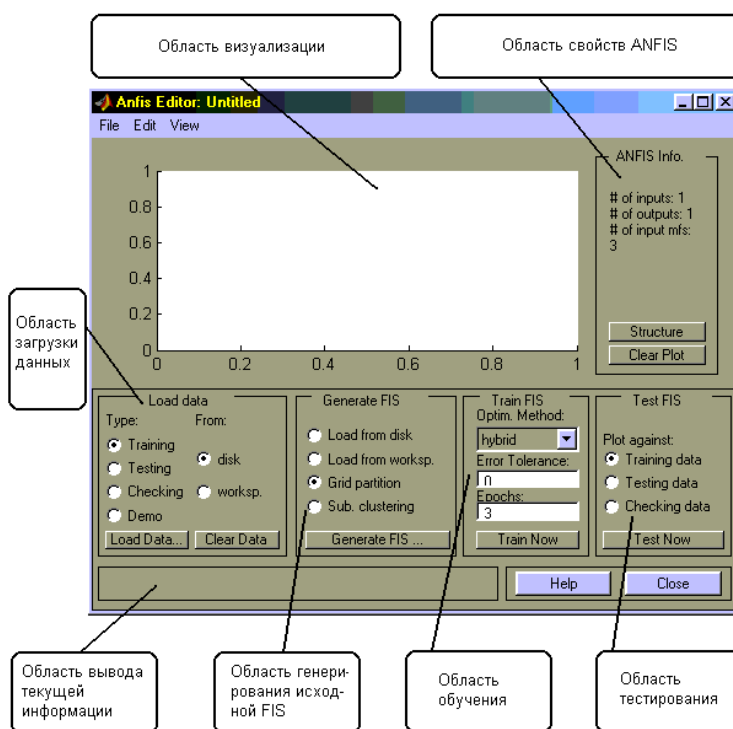


Рис. 3. Интерфейс ANFIS

В области свойств ANFIS (ANFIS info) выводится информация о количестве входных и выходных переменных, о количестве функций принадлежности для каждой входной переменной, а также о количестве строчек в выборках. Представление нечеткого логического вывода в виде ННС в среде ANFIS продемонстрировано на рис. 4.

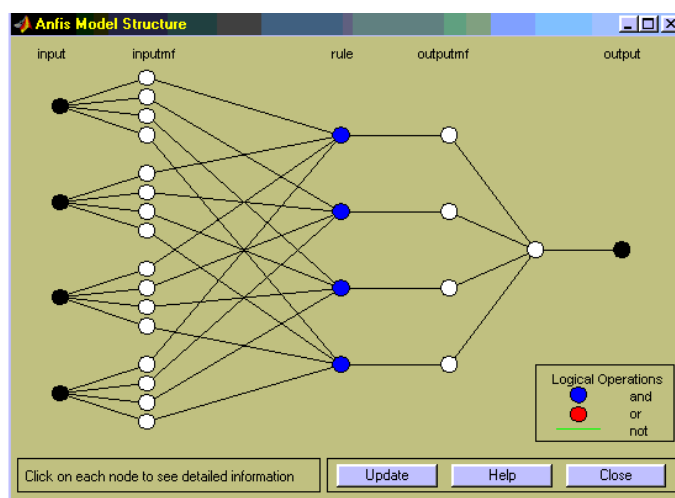


Рис. 4. Пример структуры ННС в ANFIS

Порядок создания БЗ в ANFIS включает следующие шаги:

- Задание количества функций принадлежности для каждой входной нечеткой переменной. Также задается вид этих функций, единый для всех нечетких переменных.
- Выбор алгоритма обучения нейронной сети: алгоритма обратного распространения ошибки или гибридного алгоритма (алгоритм обратного распространения ошибки и метод наименьших квадратов).
- Обучение нейронной сети выбранным алгоритмом.

После выполнения этих шагов получаем базу знаний для нечеткого регулятора, предназначенного для управления одним из ПИД-коэффициентов.

ANFIS является удобной в использовании системой, но при этом имеет ряд ограничений:

- фиксированная модель нечеткого вывода – Сугено;
- ограниченные количества функций принадлежности и, соответственно, количество правил;
- невозможность аппроксимации более одного выходного значения;
- невозможность напрямую совмещать создание базы знаний с ее оптимизацией;
- невозможность совместного использования ANFIS с другими интеллектуальными технологиями напрямую в Matlab;
- отсутствие средств генерации обучающего сигнала.

Получение БЗ с помощью SCOptimizer (ОБЗ)

Одной из основных проблем эффективного применения технологии мягких вычислений в задачах управления является решение следующих задач:

- объективное определение вида функции принадлежности и ее параметров в правилах БЗ;
- определение оптимальной структуры нечетких нейронных сетей (ННС) в задачах обучения (аппроксимация обучающего сигнала с требуемой ошибкой и с минимальным количеством продукционных правил в БЗ).

Перечисленные проблемы были решены и апробированы на основе оптимизатора БЗ (ОБЗ) с применением технологии мягких вычислений. В данном оптимизаторе используются три генетических алгоритма, которые позволяют спроектировать оптимальную структуру ННС (вид функций принадлежности и их параметры, количество внутренних слоев и др.), аппроксимирующей обучающий сигнал с требуемой ошибкой.

Входом ОБЗ является обучающий сигнал (ОС), который может быть получен либо на этапе стохастического моделирования поведения ОУ (с использованием его математической модели), либо экспериментально, т.е. непосредственно из измерений динамических параметров физической модели ОУ.

Специфицируем шаги алгоритма оптимизации:

Шаг 1: Выбор модели нечеткого вывода. Пользователь определяет тип нечеткой модели вывода (Сугено, Мамдани, и т.д.) и число входных и выходных переменных.

Шаг 2: Создание лингвистических переменных. С помощью ГА определяется оптимальное число функций принадлежности для каждой входной лингвистической переменной, а также выбирается оптимальная форма представления ее функций принадлежности (треугольная, Гауссовская и т.д.).

Шаг 3: Создание базы правил. На данном этапе используется специальный алгоритм отбора наиболее «робастных правил».

Шаг 4: Оптимизация базы правил. С помощью ГА оптимизируются правые части правил БЗ, определенной на шаге 3. На данном этапе находится решение, близкое к глобальному оптимуму (минимум ошибки аппроксимации ОС). С помощью следующего шага это решение может быть локально улучшено.

Шаг 5: Настройка базы правил. С помощью ГА оптимизируются левые и правые части правил БЗ, т.е. подбираются оптимальные параметры функций принадлежности входных/выходных пере-

менных (с точки зрения заданной функции пригодности ГА). На данном этапе имеется также возможность настройки БЗ с помощью традиционного метода обратного распространения ошибки.

Результатом аппроксимации ОС является построенная база знаний нечеткого регулятора, включающая оптимальное множество правил и оптимально сформированные параметры функции принадлежности входных и выходных переменных ИР. Построенные БЗ ИСУ тестируются с точки зрения робастности и качества управления. Для дальнейшего использования выбирается функционально наилучшая БЗ.

На рис. 5 показано представление функций принадлежности для входных переменных в ОБЗ.

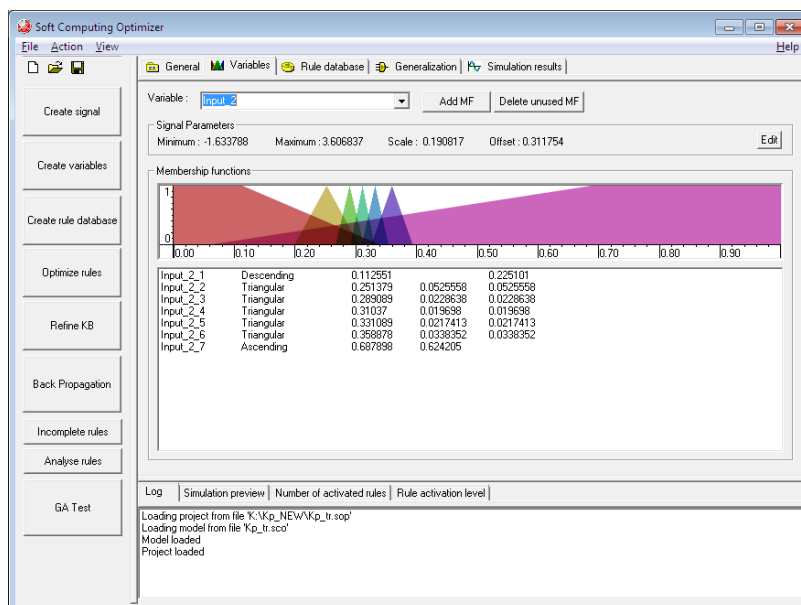


Рис. 5. ОБЗ представление функций принадлежности для входных переменных

На рис. 6 располагается основная информация о создаваемой нечеткой системе – такая, как ее тип, количество правил БЗ, адрес основного файла БЗ, число входных и выходных переменных, а также общая информация об ОС. Зеленым цветом показан обучающий сигнал, сигнал синего цвета представляет его аппроксимацию с помощью спроектированной ННС структуры.

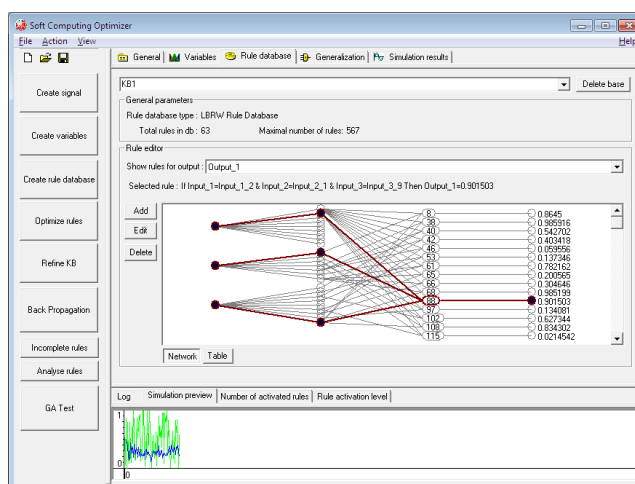


Рис. 6. Структура Базы Знаний в ОБЗ

ОБЗ является эффективным программным инструментарием построения БЗ робастных ИСУ на основе мягких вычислений с использованием новых термодинамических и информационно-энтропийных критериев оптимизации (в виде новых типов функций пригодности ГА).

Исследуем теперь качество полученных с помощью ANFIS и ОБЗ баз знаний посредством моделирования нескольких примеров управления нелинейными динамическими системами. Кроме того,

сравним качество управления и уровень робастности спроектированных ИСУ с классической СУ на основе ПИД-регулятора в тех же примерах.

Сравнение качества управления на примере нелинейных динамических объектов

Локально неустойчивый объект управления: «Система подвески автомобиля»

Математическая модель системы

Данный ОУ (рис. 7) может быть рассмотрен как нелинейный осциллятор и описывается следующим уравнением:

$$\ddot{x} + [2\beta + \alpha x^2 + k_1 x^2 - 1] \dot{x} + kx = \xi(t) + u(t). \quad (2)$$

Уравнения для скорости производства энтропии вычисляются как

$$\frac{dS}{dt} = [2\beta + \alpha x^2 + k_1 x^2 - 1] \dot{x} \cdot \dot{x}, \quad (3)$$

где $\xi(t)$ – внешнее стохастическое воздействие на ОУ с заданной функцией плотности распределения случайной величины; $u(t)$ – управляющая сила; S – производство энтропии заданного динамического ОУ; α, β, k, k_1 – параметры модели.



Рис. 7. Иллюстрация объекта управления

При условии $2\beta + \alpha x^2 + k_1 x^2 - 1 < 0$ система обладает локальной неустойчивостью и скорость производства энтропии отрицательна, т.е. $\frac{dS}{dt} \leq 0$.

У систем, описанных уравнением (11), существуют разные типы поведения: если $\beta > 0,1$ (и другие параметры, например, $\alpha = 0,3; k_1 = 0,2; k = 5$), то движение динамической системы асимптотически устойчиво, при $\beta < 0$ движение локально не устойчиво по Ляпунову ($\frac{dS}{dt} \leq 0$).

Примечание. Отметим особенность условий управления ОУ: при малых колебаниях система является локально неустойчивой, что создает трудности управлением данной системой при задающем сигнале (цели управления) типа $x = 0$ и наличии малых случайных возмущений.

Свободное движение объекта управления и его термодинамическое поведение представлено на рис. 8.

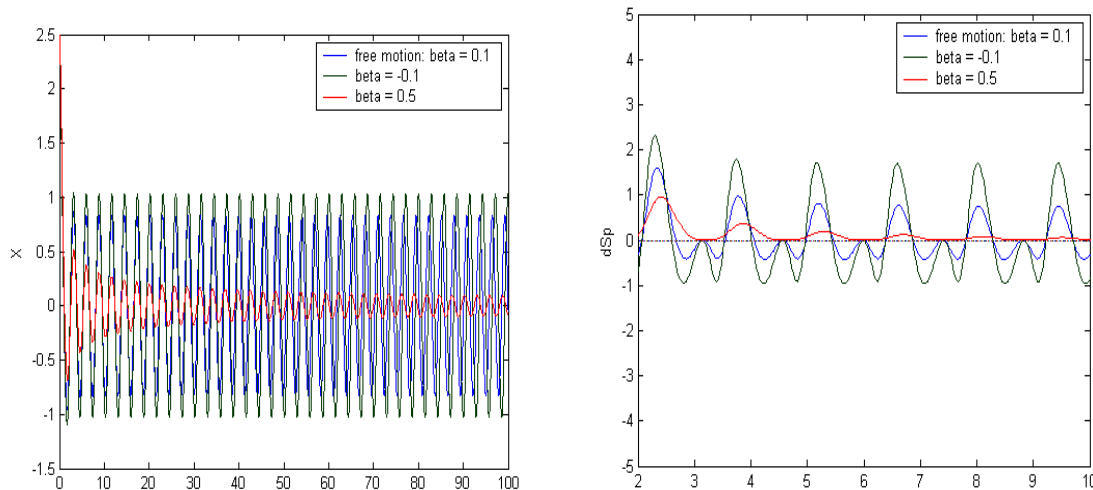


Рис. 8. Свободное движение и скорость производства энтропии

Задача управления. Минимизировать вибрацию колеса ($x = 0$), несмотря на различные типы дорог (внешние шумы), действующие на динамический объект управления.

Рассмотрим движение данной динамической системы под управлением нечеткого ПИД-регулятора. Система может быть подвержена различным типам стохастических шумов, например, шумом Рэлея, Гауссовским, однородным.

Решение. Рассмотрим стохастическое движение нашей динамической системы в случае классического ПИД-управления в данных ниже (таблица 1) обучающих условиях.

Таблица 1. Обучающая ситуация управления

Обучающая ситуация управления	
Шум в канале управления	Гауссовский шум
Задержка в канале обратной связи	0,001сек
Параметры модели	$\beta = 0,1, \alpha = 0,3, k_1 = 0,2, k = 5$

В силу того, что в инструментарии ANFIS невозможно аппроксимировать более одной выходной переменной, рассмотрим ИСУ с нечетким ПИД-регулятором, у которого пропорциональный коэффициент управляется нечетким регулятором, а дифференциальный и интегральный коэффициенты усиления остаются постоянными величинами независимо от ситуации управления ($K_d = 28,6275, K_i = 0$). Постоянные значения коэффициентов усиления найдены с помощью генетического алгоритма, в качестве функции пригодности выбран основной критерий управления – минимум ошибки управления и минимум скорости ошибки управления.

Результаты моделирования
Исследование в обучающей ситуации

Рассмотрим результаты моделирования управления в обучающей ситуации из таблицы 1.

На рис. 9 – 12 представлено сравнение работы регуляторов ANFIS и ОБЗ, а также классической системы управления в обучающей ситуации.

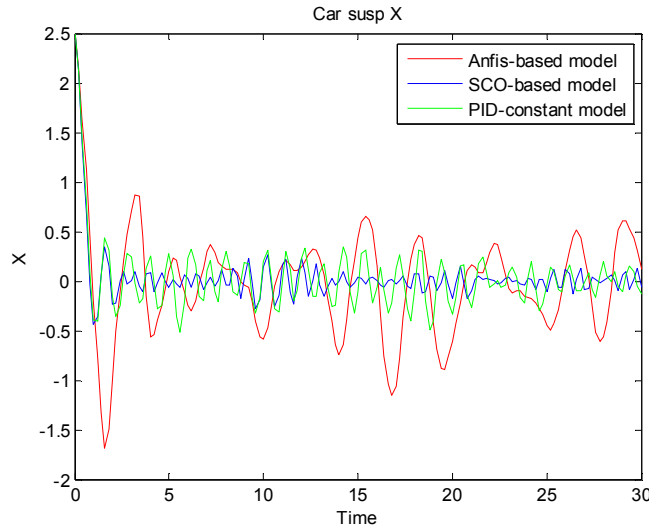


Рис. 9. Динамическое поведение ОУ. Красная линия – модель с регулятором, полученным с помощью ANFIS; синяя линия – модель с регулятором, полученным с помощью ОБЗ; зеленая линия – модель только с ПИД-регулятором³

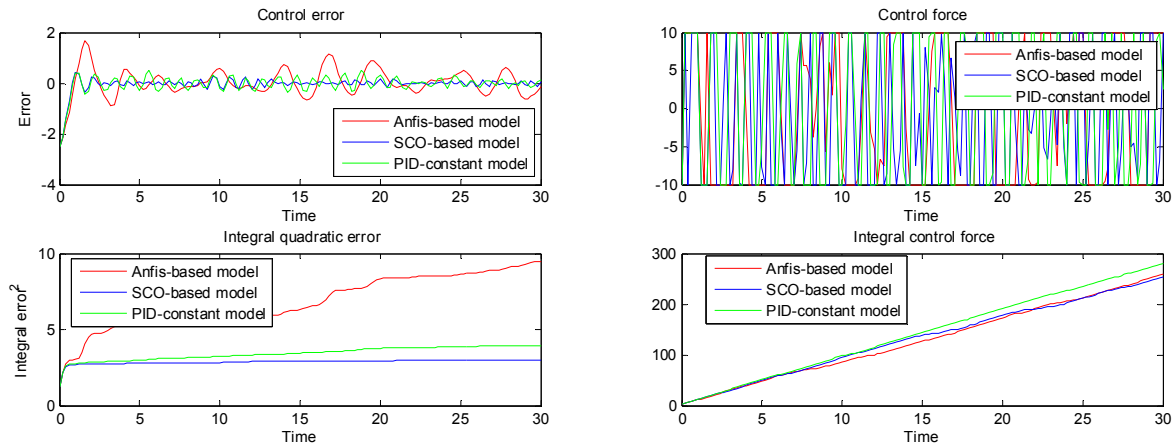


Рис. 10. Слева – графики ошибки управления и интегральной ошибки управления, справа – графики силы управления и интегральной силы управления

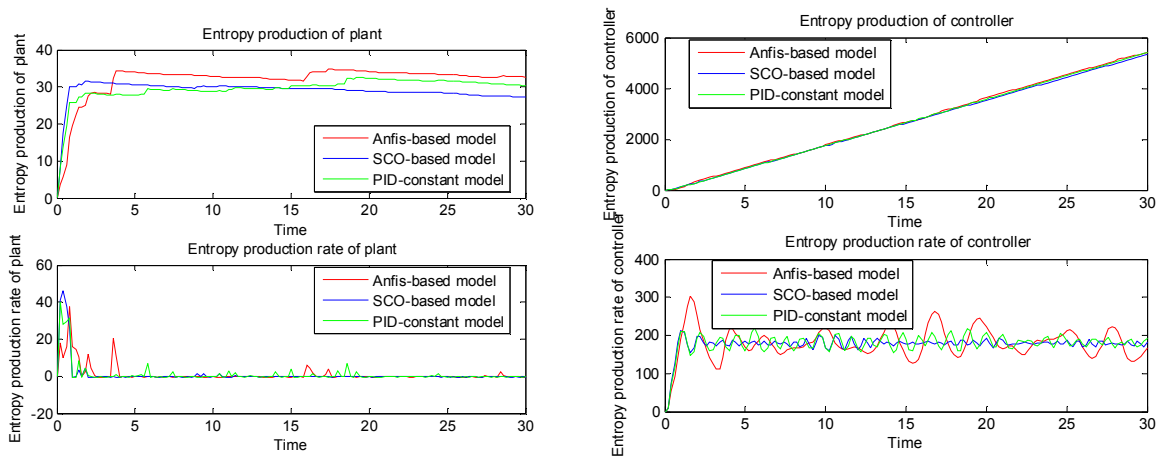


Рис. 11. Слева – графики производства энтропии ОУ, справа – графики производства энтропии регулятора

³ Данное цветовое обозначение будет справедливо для всех графиков

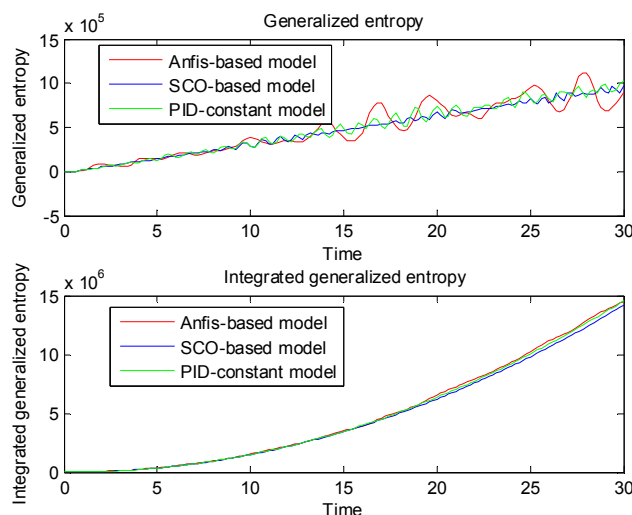


Рис. 12. Производство обобщенной энтропии и интегральная обобщенная энтропия

Из графиков видно, что НР, построенный на основе ОБЗ, имеет меньшую ошибку управления, чем НР на основе ANFIS и чем классический ПИД регулятор, и при этом требует минимум силы управления.

Исследуем *робастность* спроектированных систем управления. Рассмотрим поведение объекта управления в непредвиденных ситуациях управления. Под «непредвиденной» ситуацией управления будем иметь в виду ситуацию, отличную от обучающей ситуации, для которой были получены обучающий сигнал и построена база знаний. В таблице 2 указаны новые ситуации управления.

Таблица 2. Непредвиденные ситуации управления

Непредвиденная ситуация управления 1	
Шум в канале управления	Гауссовский шум
Задержка в канале обратной связи	0,003сек
Параметры модели	$\beta = 0,5, \alpha = 0,3, k_1 = 0,2, k = 5$
Непредвиденная ситуация управления 2	
Шум в канале управления:	Релеевский шум
Задержка в канале обратной связи	0,001сек
Параметры модели	$\beta = 0,1, \alpha = 0,3, k_1 = 0,2, k = 5$
Непредвиденная ситуация управления 3	
Шум в канале управления	Гауссовский шум
Задержка в канале обратной связи	0,005сек
Параметры модели	$\beta = 0,1, \alpha = 0,3, k_1 = 0,2, k = 5$

На рис. 13 – 16 представлено сравнение работы регуляторов ANFIS и ОБЗ, а также классической системы управления в *непредвиденной ситуации управления 1*.

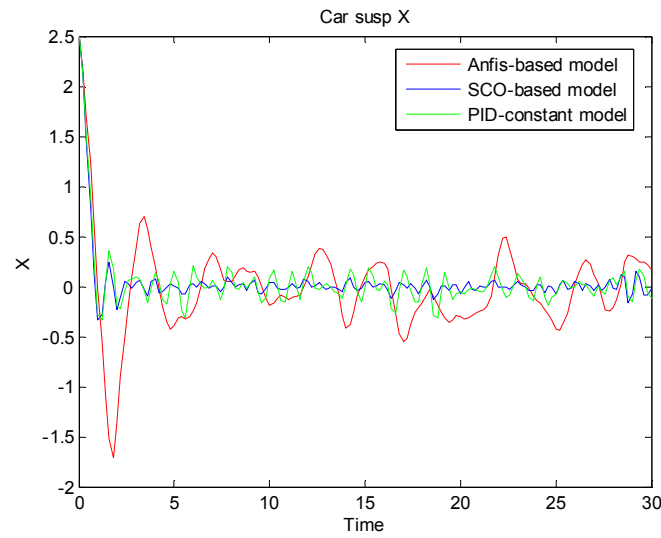


Рис. 13. Динамическое поведение ОУ

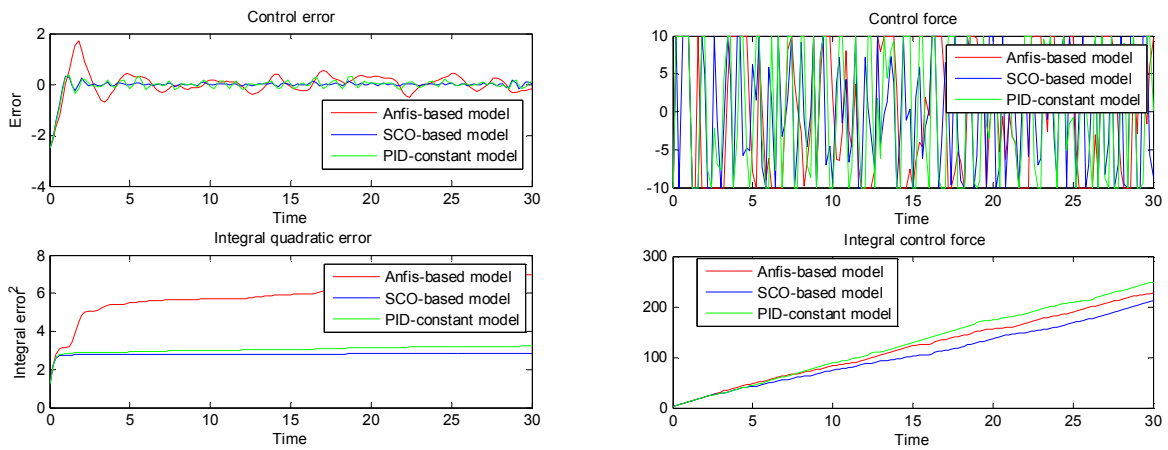


Рис. 14. Слева – графики ошибки управления и интегральной ошибки управления, справа – графики силы управления и интегральной силы управления

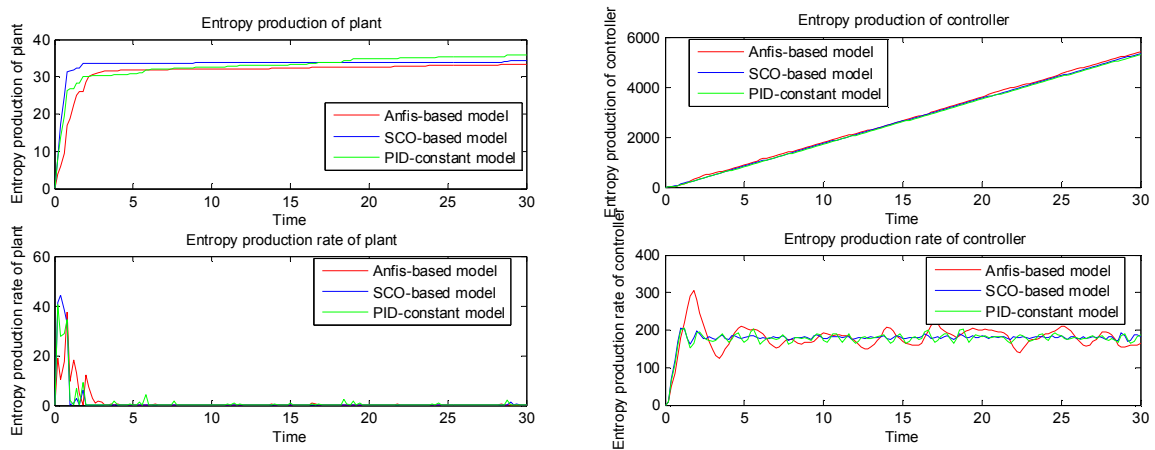


Рис. 15. Слева – графики производства энтропии ОУ, справа – графики производства энтропии регулятора

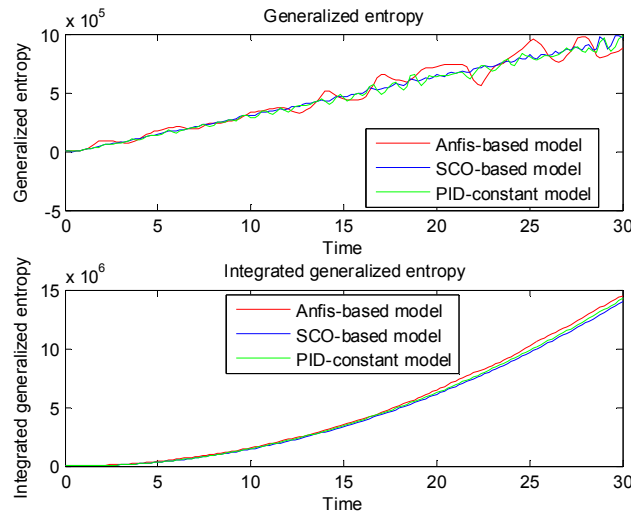


Рис. 16. Производство обобщенной энтропии и интегральная обобщенная энтропия

НР на основе базы знаний, спроектированной с помощью ANFIS более чувствителен к изменению параметров модели и времени задержки.

На рис. 17 – 20 представлено сравнение работы регуляторов ANFIS и ОБЗ, а также классической системы управления в *непредвиденной ситуации управления 2*.

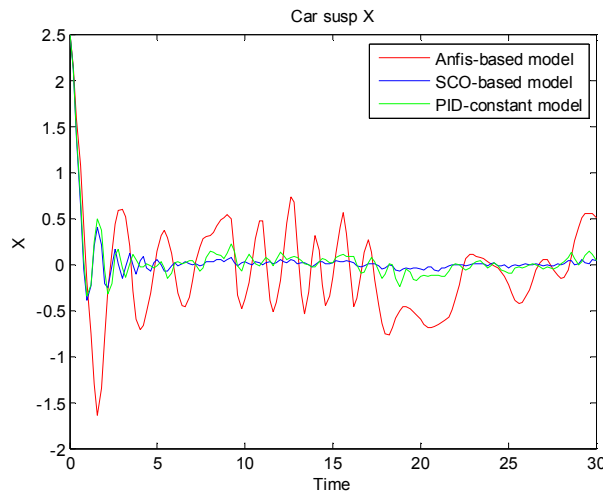


Рис. 17. Динамическое поведение ОУ

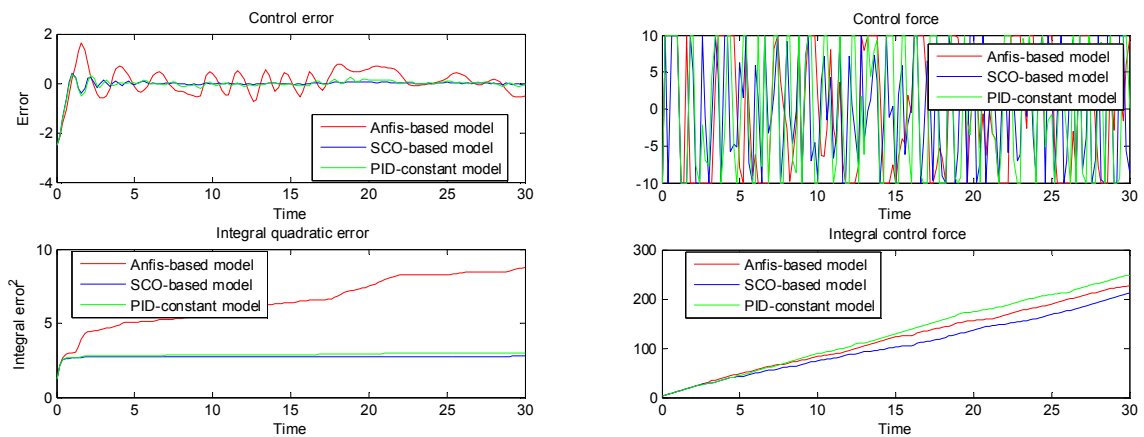


Рис. 18. Слева – графики ошибки управления и интегральной ошибки управления, справа – графики силы управления и интегральной силы управления

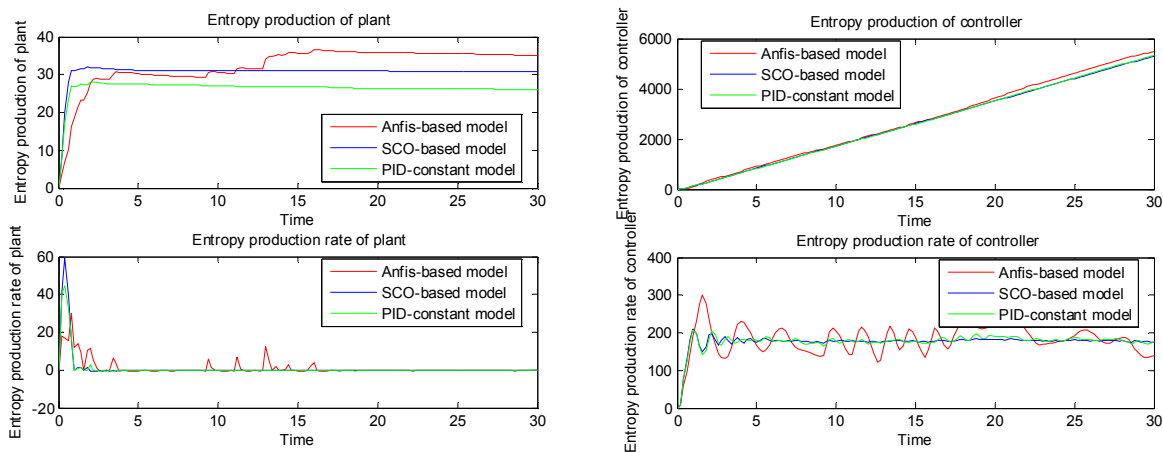


Рис. 19. Слева – графики производства энтропии ОУ, справа – графики производства энтропии регулятора

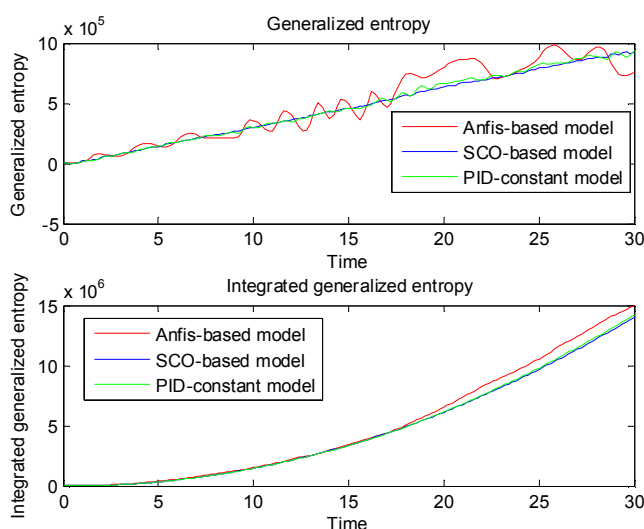


Рис. 20. Производство обобщенной энтропии и интегральная обобщенная энтропия

НР на основе базы знаний, спроектированной с помощью ОБЗ, реализует лучшее качество управления и менее чувствителен к изменению шума, чем традиционный ПИД-регулятор и НР с базой знаний, разработанной с помощью инструментария ANFIS.

На рис. 21 – 24 представлено сравнение работы регуляторов ANFIS и ОБЗ, а также классической системы управления в *непредвиденной ситуации управления 3*.

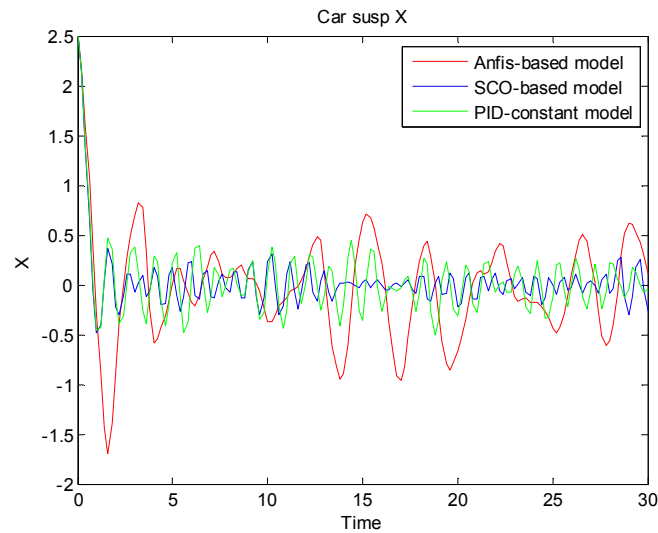


Рис. 21. Динамическое поведение ОУ

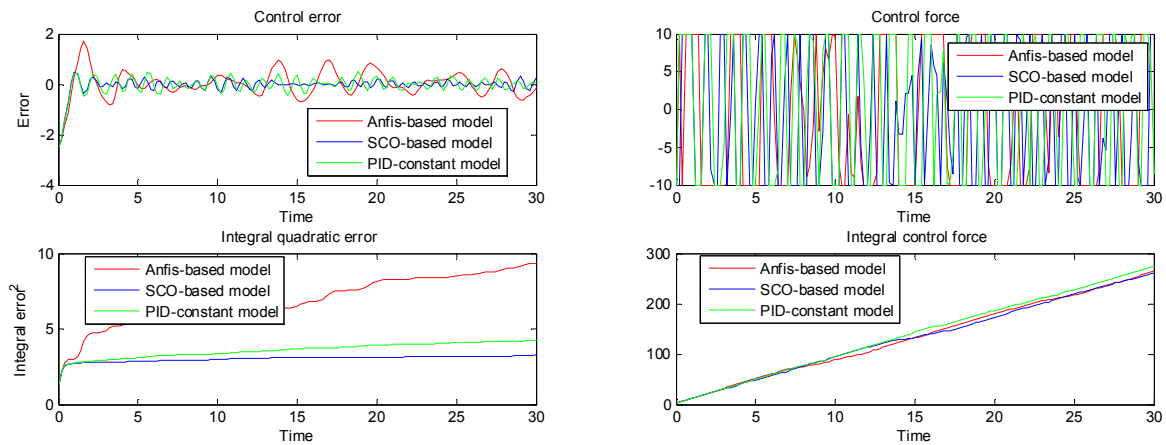


Рис. 22. Слева – графики ошибки управления и интегральной ошибки управления, справа – графики силы управления и интегральной силы управления

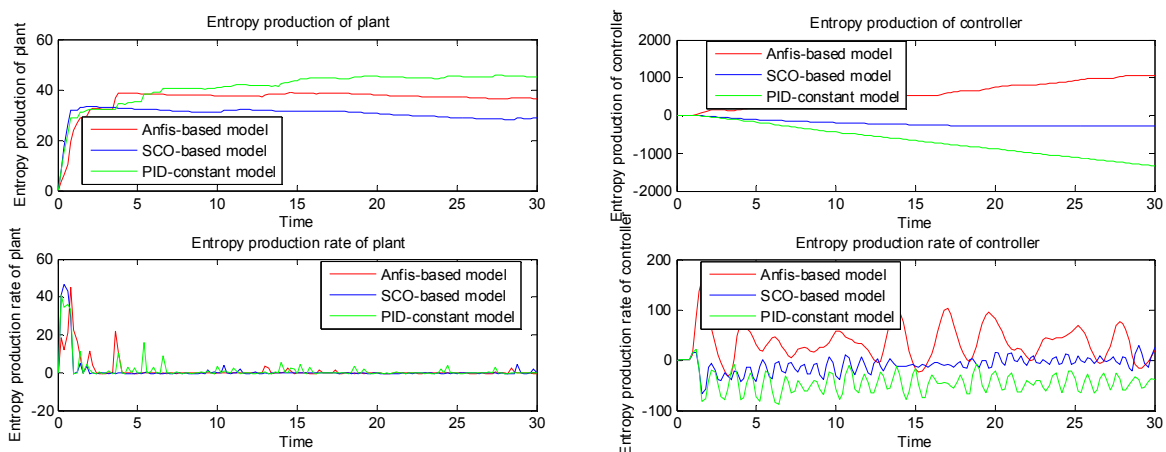


Рис. 23. Слева – графики производства энтропии ОУ, справа – графики производства энтропии регулятора

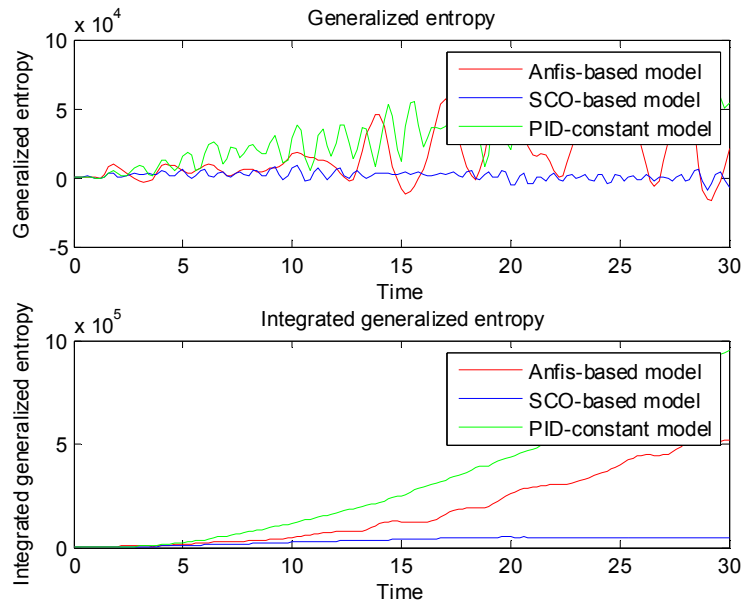


Рис. 24. Производство обобщенной энтропии и интегральная обобщенная энтропия

Глобально неустойчивый объект управления: «Каретка-маятник»

Математическая модель системы

Динамическое поведение этой системы (рис. 25) описывается системой дифференциальных уравнений второго порядка для вычисления силы, используемой для движения каретки:

$$\left\{ \begin{aligned} \ddot{\theta} &= \frac{g \sin \theta + \cos \theta \left(\frac{u + \xi(t) + a_1 \dot{z} + a_2 z - ml\dot{\theta}^2 \sin \theta}{m_c + m} \right) - k\dot{\theta}}{l \left(\frac{4}{3} - \frac{m \cos^2 \theta}{m_c + m} \right)} \\ \ddot{z} &= \frac{u + \xi(t) - a_1 \dot{z} - a_2 z + ml(\dot{\theta}^2 \sin \theta - \ddot{\theta} \cos \theta)}{m_c + m} \end{aligned} \right. \quad (4)$$

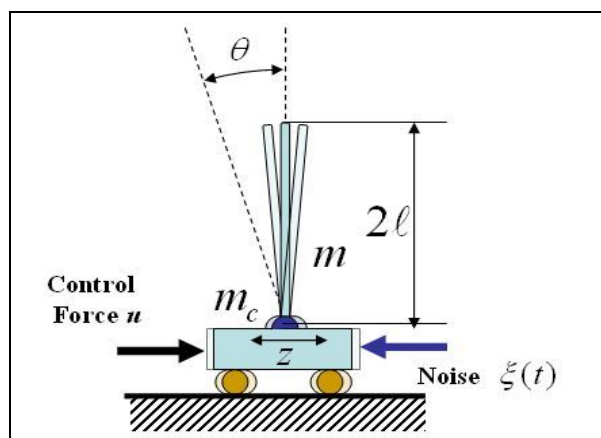


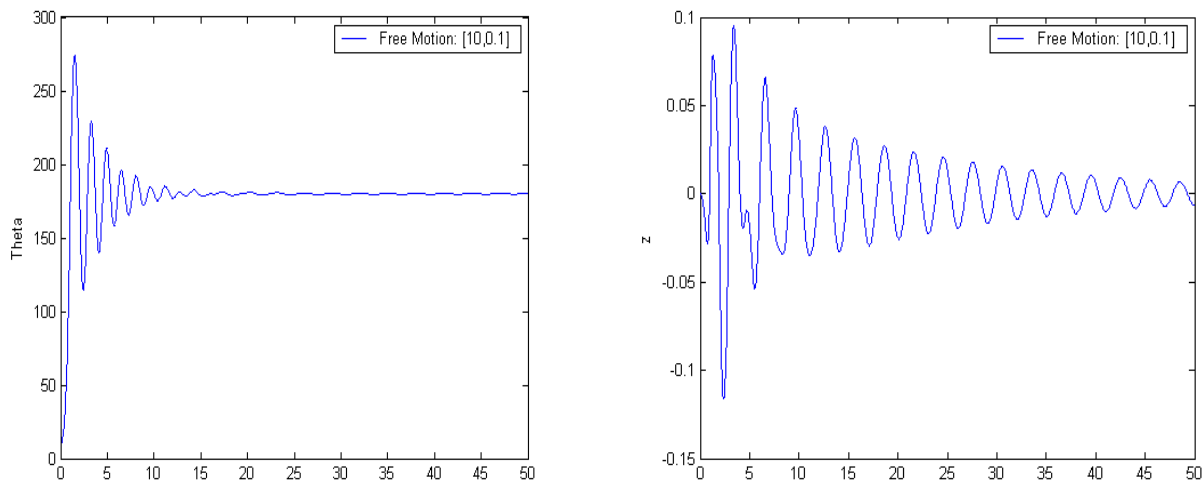
Рис. 25. Динамическая система «движущаяся каретка – перевернутый маятник»

Уравнения для скорости производства энтропии следующие:

$$\dot{S}_\theta = \frac{k\dot{\theta}^2 + 1/2ml\dot{\theta}^3 \sin 2\theta}{l(m_c + m) \left[\frac{4}{3} - \frac{m \cos^2 \theta}{m_c + m} \right]}; \quad \dot{S}_z = \frac{a_1}{m_c + m} \cdot \dot{z}^2; \quad \dot{S}_u = k_d \dot{e}^2. \quad (5)$$

В уравнениях (4) и (5) z и θ – обобщенные координаты; g – ускорение свободного падения ($9,8 \text{ м/с}^2$), m_c – масса тележки, m – масса перевернутого маятника (называемого «шест»), l – половина длины маятник, k и a_1 коэффициенты трения в z и θ соответственно, a_2 – сила упругости тележки, $\xi(t)$ – внешний стохастический шум, u – сила управления.

На рис. 26 показано свободное движение динамической системы.



Динамика движения маятника, в градусах

Динамика движения каретки, в метрах

Рис. 26. Свободное движение системы

Динамика свободного движения показывает, что маятник без управления не может находиться в вертикальном положении (он падает). С точки зрения динамического управления – это глобально неустойчивый объект управления с различными начальными состояниями маятника и тележки.

Проблема управления: воздействуя с помощью силы управления только на тележку, поддерживать маятник в вертикальном положении (угол маятника – 0) при любых условиях внешней среды-

Наша цель – сбалансировать движение маятника с помощью ограниченной силы управления.

Таким образом, нужно контролировать две степени свободы ОУ, используя один интеллектуальный регулятор с простой структурой и свойствами нелинейных связей в ОУ. В этом случае для стабилизации ($\theta = 0$) перевернутого маятника мы ввели новый задающий сигнал для z следующим образом: z_{ref} (задающий сигнал для z) – проекция на ось z центра тяжести маятника. Он должен быть равен 0 для стабилизации угла θ . Мы можем представить z_{ref} следующим образом:

$$z_{ref} = -w \cdot l \cdot \sin \theta; w - \text{масштабный коэффициент.} \tag{6}$$

Если $\theta \rightarrow 0$, $z_{ref} \rightarrow 0$. Мы также вводим ограничение на проекции центра тяжести: $|z_{ref}| \leq 1$. Кроме того, будем в дальнейшем рассматривать модель динамической системы с параметрами.

Параметры системы					
m_c [кг]	m [кг]	l [м]	Коэфф. трения в θ , k	Коэфф. трения в z , a_2	Сила упругости, a_1
1,0	0,1	0,5	0,4	0,1	5,0

И следующими начальными условиями: $[\theta_0 \ \dot{\theta}_0] = [10 \ 0, 1]$ (в градусах); $[z_0 \ \dot{z}_0] = [0 \ 0]$.

Задача управления: спроектировать робастную БЗ для НР, способную работать в непредсказуемых ситуациях управления.

Решение. Рассмотрим стохастическое движение нашей динамической системы в условиях классического ПИД-управления в данных ниже (табл. 3) обучающих условиях.

Таблица 3. Обучающая ситуация управления

Обучающая ситуация управления	
Шум в канале управления	Гауссовский шум
Задержка в канале обратной связи	0,001 сек

Необходимо выбрать оптимальные коэффициенты ПИД-регулятора. Это возможно с помощью генетического алгоритма с функцией пригодности, например, в виде минимума интегральной ошибки управления, полученной в результате моделирования управления системой с текущим набором ПИД-коэффициентов.

Действуя описанным способом, мы получили следующие коэффициенты регулятора: $[K_p = 99,61; K_i = 0,39; K_d = 11,76]$.

Следующий шаг – получение с помощью ГА трех обучающих сигналов для управления каждым ПИД-коэффициентом в отдельности, пока остальные два зафиксированы постоянными.

Когда обучающие сигналы получены, БЗ для регуляторов на основе ОБЗ и ANFIS получаются посредством применения методов, описанных в предыдущих разделах данной работы. В таблице 4 представлены характеристики полученных БЗ для регуляторов, спроектированных с помощью ОБЗ и ANFIS.

Таблица 4. Характеристики баз знаний, полученных с помощью ОБЗ и ANFIS

ПИД-коэффициент	ОБЗ	ANFIS
K_p	Модель нечеткого вывода – Сугено . Вид функций принадлежности – треугольный . Количество функций принадлежности входных переменных: [8 5 8] . Количество правил: 39 из 320 .	Модель нечеткого вывода – Сугено . Вид функций принадлежности – Гауссовский . Количество функций принадлежности входных переменных: [7 7 7] . Количество правил: 343 .
K_i	Модель нечеткого вывода – Сугено . Вид функций принадлежности – треугольный . Количество функций принадлежности входных переменных: [6 8 5] . Количество правил: 34 из 240 .	Модель нечеткого вывода – Сугено . Вид функций принадлежности – Гауссовский . Количество функций принадлежности входных переменных: [7 7 7] . Количество правил: 343 .
K_d	Модель нечеткого вывода – Сугено . Вид функций принадлежности – треугольный . Количество функций принадлежности входных переменных: [6 8 8] . Количество правил: 41 из 384 .	Модель нечеткого вывода – Сугено . Вид функций принадлежности – Гауссовский . Количество функций принадлежности входных переменных: [7 7 7] . Количество правил: 343 .

Результаты моделирования

Исследование в обучающей ситуации

Рассмотрим результаты моделирования управления в обучающей ситуации из таблицы 1. Выберем сначала конфигурацию ИСУ, когда коэффициент K_p ПИД-регулятора управляется нечетким регулятором, а остальные коэффициенты зафиксированы ($K_i = 0,39, K_d = 11,76$).

На рис. 27 – 30 приведены графики сравнения качества управления регуляторов, спроектированных с помощью ОБЗ и ANFIS, и классического ПИД-управления в обучающей ситуации из таблицы 1.

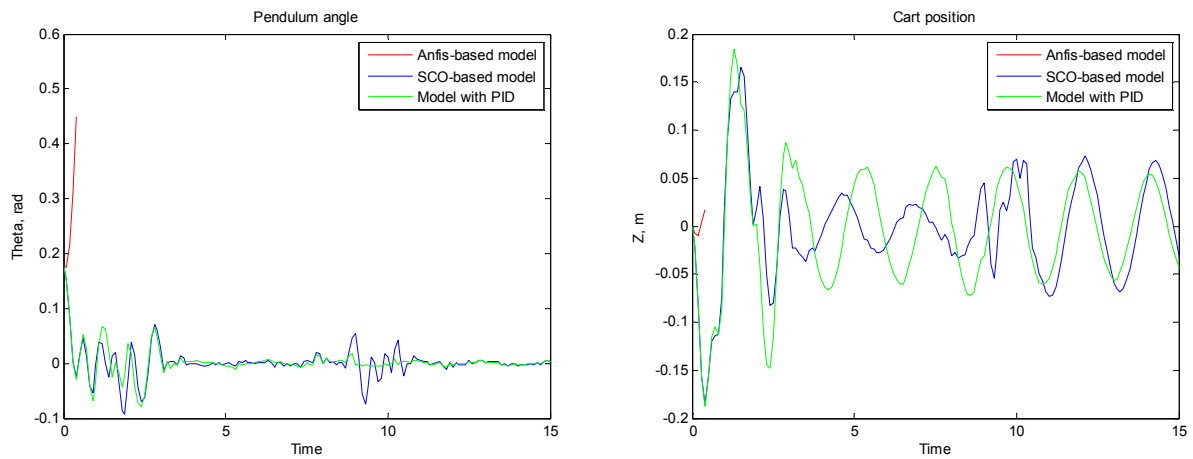


Рис. 27. Слева – динамика движения маятника, справа – динамика перемещения каретки

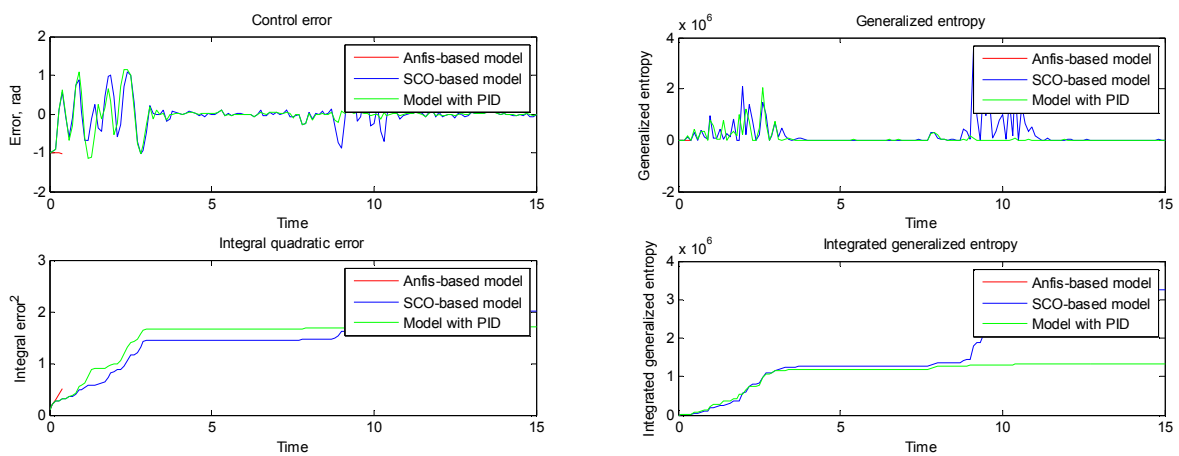


Рис. 28. Слева – графики ошибки управления и интегральной ошибки управления, справа – графики производства обобщенной энтропии и интегральная обобщенная энтропия

Из графиков видно, что модель ИСУ с регулятором, полученным с помощью ANFIS, не справляется с управлением, маятник падает в самом начале моделирования. Модель с регулятором, полученным с помощью ОБЗ, и модель с ПИД-регулятором достигают цели управления. Однако, интегральная ошибка управления в ИСУ на основе ОБЗ меньше, чем при традиционном ПИД управлении.

Модель с ПИД-регулятором по всем характеристикам работает немного лучше, чем модель с регулятором на основе ОБЗ.

Пусть теперь коэффициент K_d ПИД-регулятора управляется нечетким регулятором, а остальные коэффициенты зафиксированы ($K_i = 0,39$, $K_p = 99,61$).

На рис. 9 – 12 приведены графики сравнения качества управления регуляторов, спроектированных с помощью ОБЗ и ANFIS, и классического ПИД-управления в обучающей ситуации из таблицы 1.

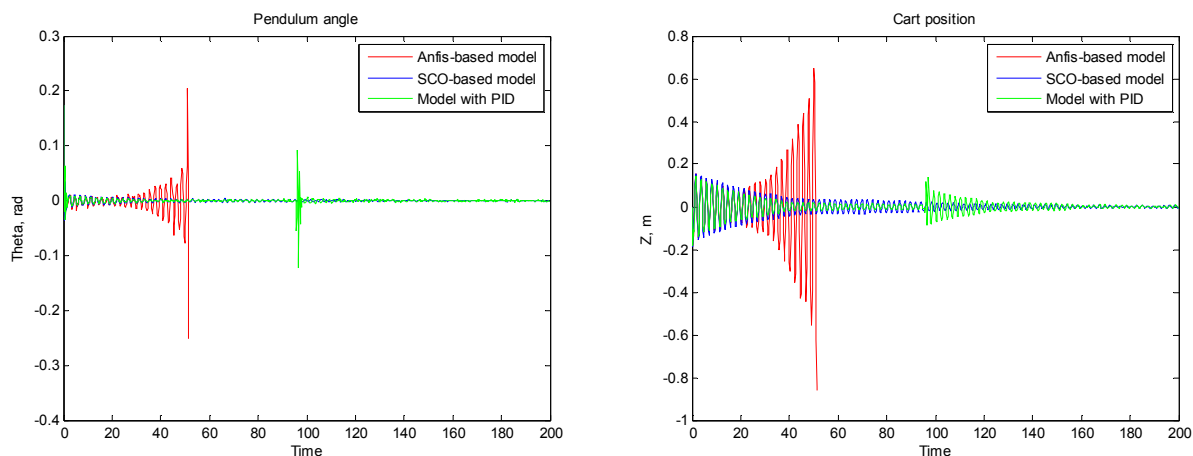


Рис. 29. Слева – динамика движения маятника, справа – динамика перемещения каретки

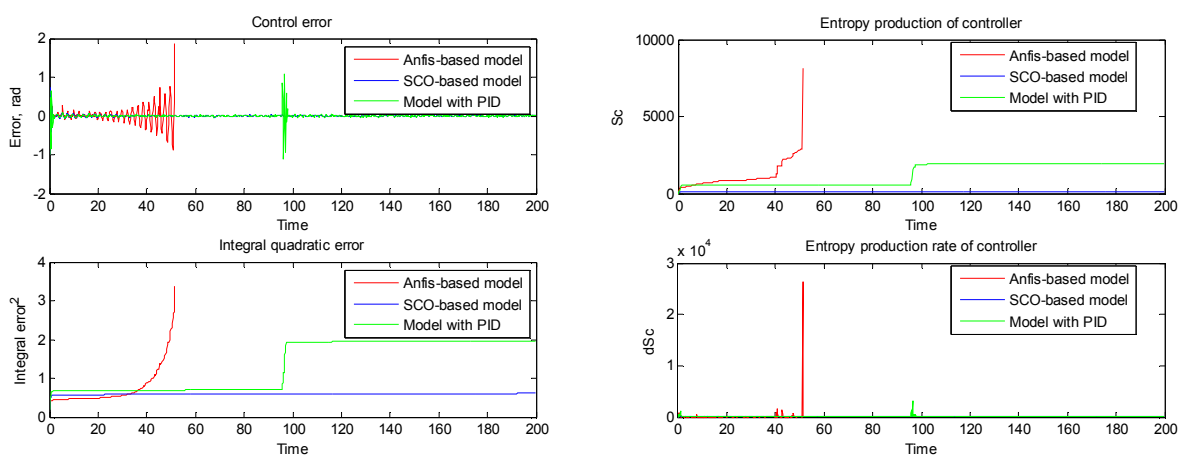


Рис. 30. Слева – графики ошибки управления и интегральной ошибки управления, справа – графики производства энтропии в регуляторах и скорость производства энтропии в регуляторах

Из графиков видно, что модель ИСУ с регулятором, полученным с помощью ANFIS, не справляется с управлением, маятник падает. Модель с регулятором, полученным с помощью ОБЗ, и модель с ПИД-регулятором достигают цели управления. Модель с ПИД-регулятором хуже по критериям минимума ошибки управления и минимума производства энтропии, чем модель с регулятором на основе ОБЗ.

Пусть теперь коэффициент K_i ПИД-регулятора управляется нечетким регулятором, а остальные коэффициенты зафиксированы ($K_d = 11,76$, $K_p = 99$, 61).

На рис. 31 – 34 приведены графики сравнения качества управления регуляторов, спроектированных с помощью ОБЗ и ANFIS, и классического ПИД-управления в обучающей ситуации из таблицы 3.

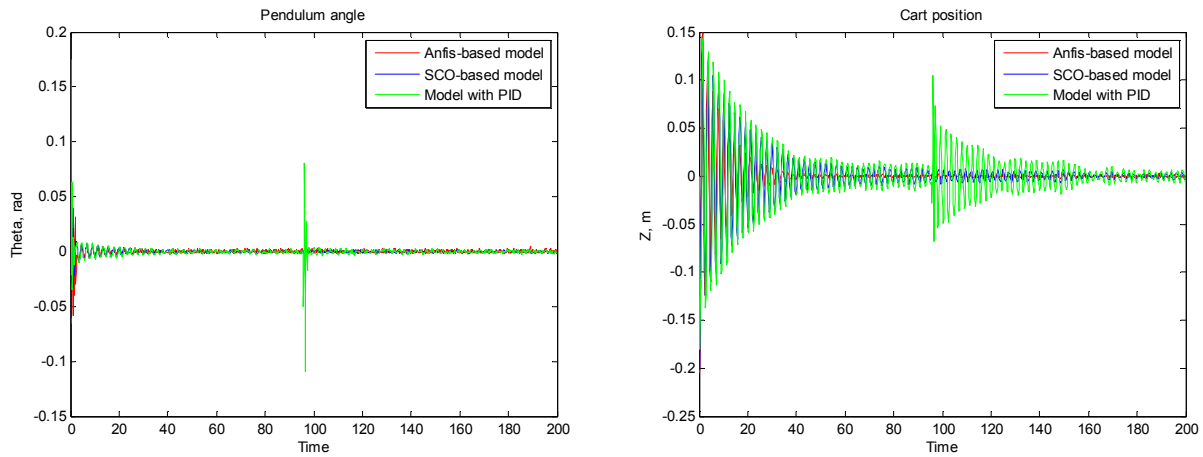


Рис. 31. Слева – динамика движения маятника, справа – динамика перемещения каретки

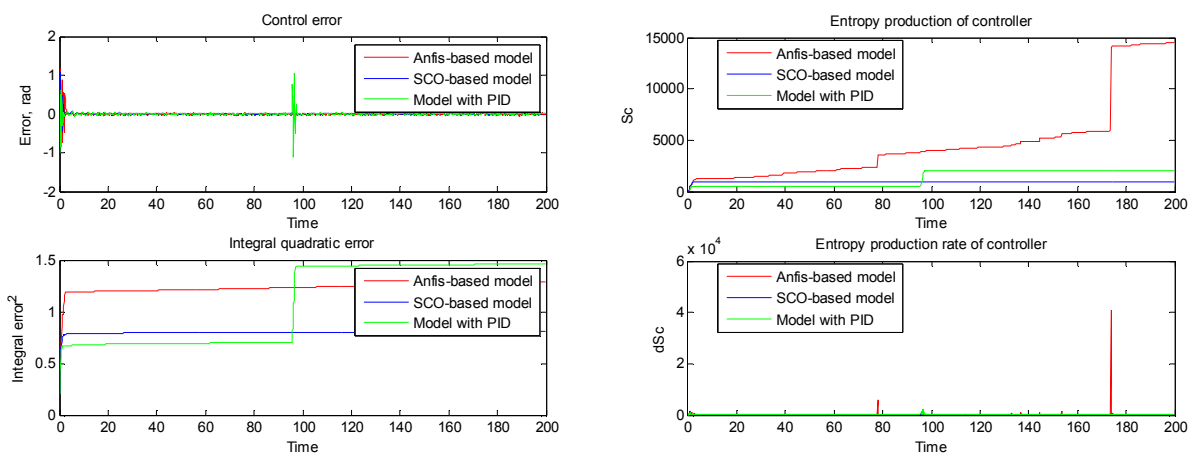


Рис. 32. Слева – графики ошибки управления и интегральной ошибки управления, справа – графики производства энтропии в регуляторах и скорость производства энтропии в регуляторах

Из графиков видно, что все три модели достигают цели управления. Модель управления с регулятором на основе ОБЗ стабилизирует маятник раньше и имеет колебания с наименьшей амплитудой на всем отрезке моделирования.

Теперь проведем исследование робастности спроектированных регуляторов в непредвиденных ситуациях. Введем две непредвиденные ситуации управления с характеристиками, представленными в таблице 5.

Таблица 5. Непредвиденные ситуации управления

Непредвиденная ситуация управления С1	
Шум в канале управления	Релеевский шум
Задержка в канале обратной связи	0,003сек
Непредвиденная ситуация управления С2	
Шум в канале управления	Однородный шум
Задержка в канале обратной связи	0,005сек

Рассмотрим случай, когда коэффициент K_i ПИД-регулятора управляется нечетким регулятором, а остальные коэффициенты зафиксированы ($K_d = 11,76$, $K_p = 99,61$).

На рис. 33 – 34 приведены графики сравнения качества управления регуляторов, спроектированных с помощью ОБЗ и ANFIS, и классического ПИД-управления в непредвиденной ситуации С1 из таблицы 5.

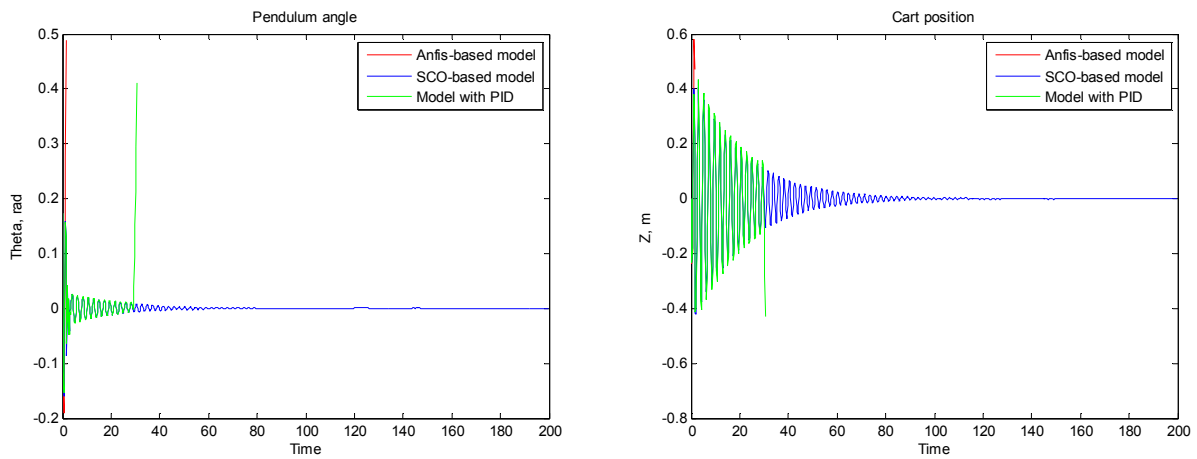


Рис. 33. Слева – динамика движения маятника, справа – динамика перемещения каретки

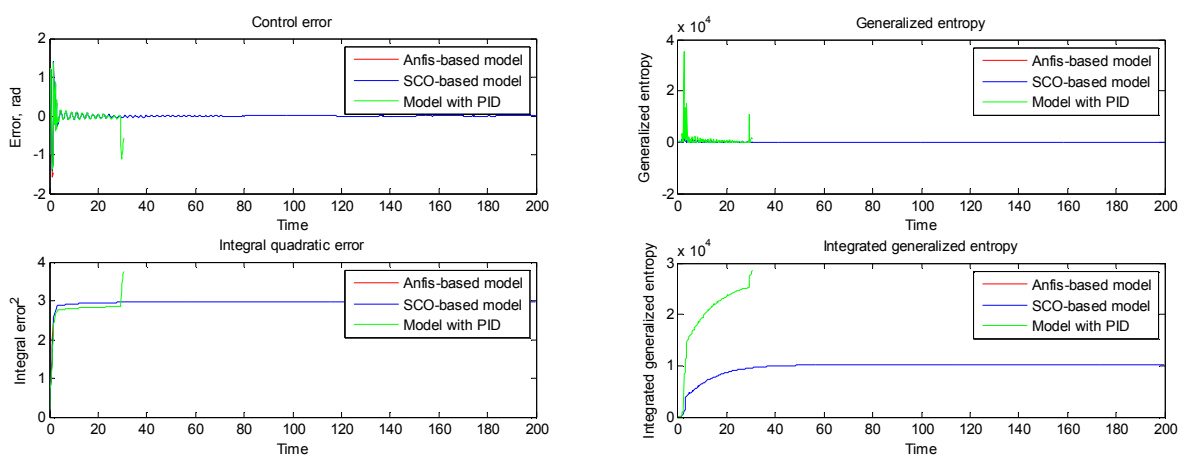


Рис. 34. Слева – графики ошибки управления и интегральной ошибки управления, справа – графики производства обобщенной энтропии и интегральная обобщенная энтропия

Результаты моделирования показали, что регулятор, полученный с помощью ОБЗ, выиграл в данной ситуации, маятник сбалансирован. Остальные два регулятора не обладают свойством робастности, маятник падает.

На рис. 35 – 36 приведены графики сравнения качества управления регуляторов, спроектированных с помощью ОБЗ и ANFIS, и классического ПИД-управления в непредвиденной ситуации С2 из таблицы 5.

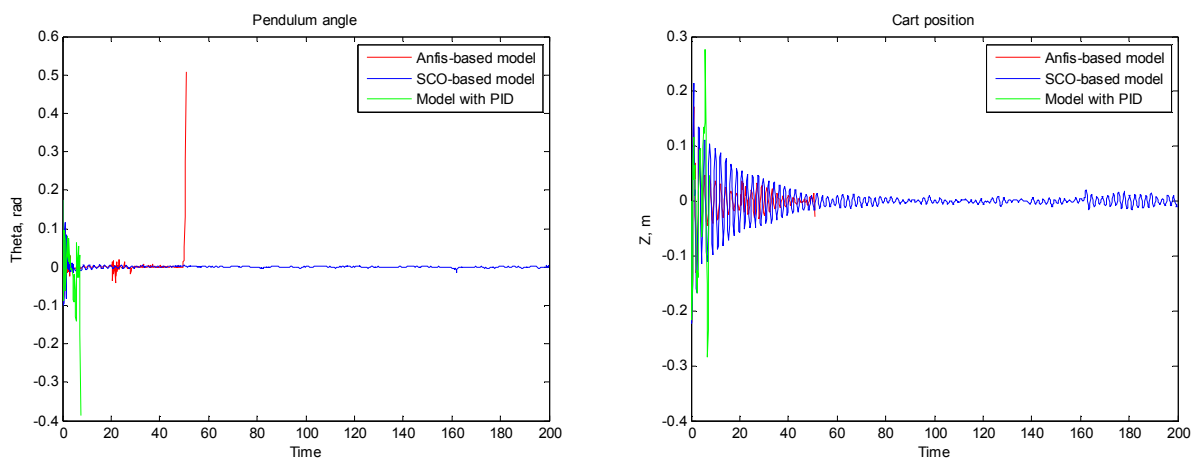


Рис. 35. Слева – динамика движения маятника, справа – динамика перемещения каретки

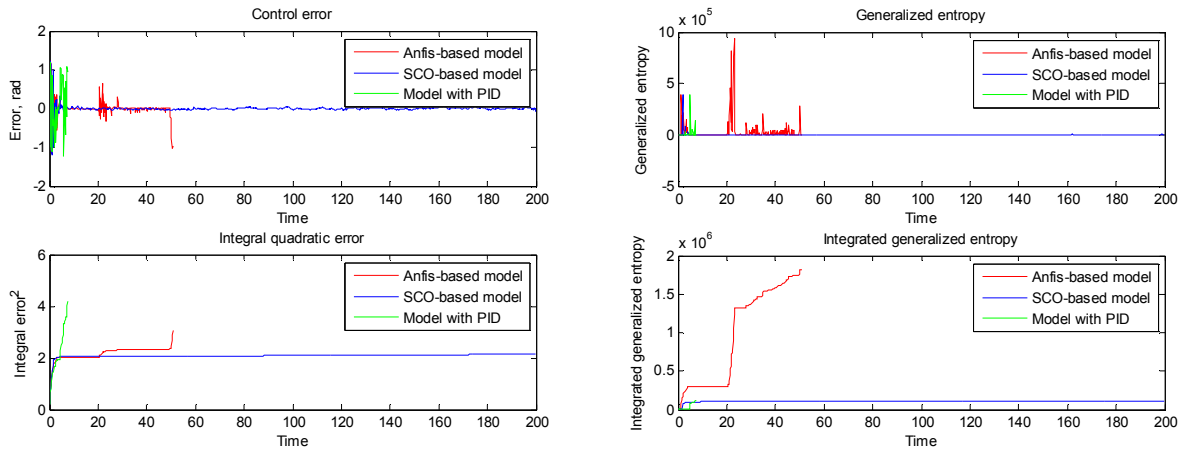


Рис. 36. Слева – графики ошибки управления и интегральной ошибки управления, справа – графики производства обобщенной энтропии и интегральная обобщенная энтропия

Результаты моделирования показали, что регулятор, полученный с помощью ОБЗ, робастен в ситуации С2 (маятник сбалансирован) в отличие от регулятора ANFIS и классического ПИД (маятник падает).

Необходимо отметить, что в данной ситуации управления регулятор на основе ANFIS работает лучше, чем ПИД-регулятор.

Неустойчивый по части обобщенных координат объект управления «Маятник с переменной длиной»

Математическая модель системы

Рассмотрим поведение динамической системы (рис. 37), описываемое дифференциальными уравнениями второго порядка, следующего вида:

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

$$\ddot{y} + 2k\dot{y} - y\dot{x}^2 - g\cos x = \frac{1}{m}(u_2 + \xi_2(t)).$$
(7)

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

$$\frac{dS_\theta}{dt} = 2\frac{\dot{l}}{l}\dot{\theta} \cdot \dot{\theta}; \quad \frac{dS_l}{dt} = 2k\dot{l} \cdot \dot{l}.$$
(8)

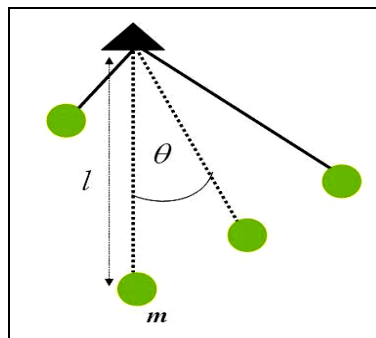


Рис. 37. Геометрическая модель ОУ

В уравнениях (7) и (8) x и y – обобщенные координаты; g – ускорение свободного падения, m – масса маятника, l – длина маятника, k – сила упругости, c – коэффициент трения, $\xi(t)$ – внешний стохастический шум, а u_1 и u_2 – силы управления.

Движение системы, описываемой уравнениями (7), представляет собой глобально неустойчивую (по оси Y) и локально неустойчивую (по оси X) динамическую систему. При этом в модели (7) присутствуют перекрестные нелинейные связи, влияющие на локальную неустойчивость по обобщенной координате X . Таким образом, модель (7) включает в себя локальную и глобальную неустойчивость по обобщенным координатам ОУ.

Динамическое поведение колебательной системы (свободное движение и ПИД-управление) продемонстрировано на рис. 38 и 39, соответственно.

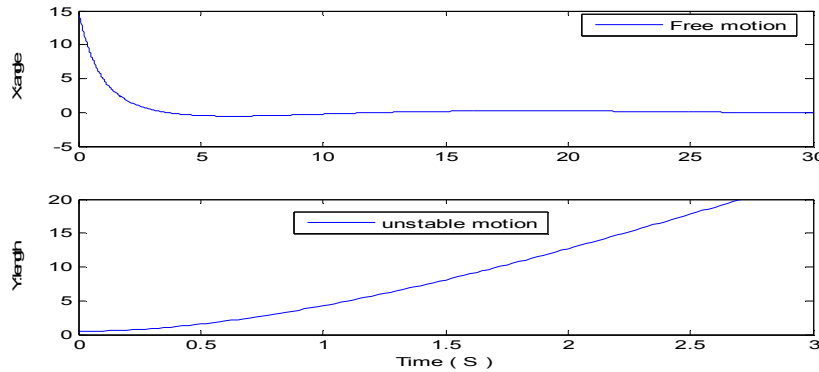


Рис. 38. Свободное движение колебательной системы

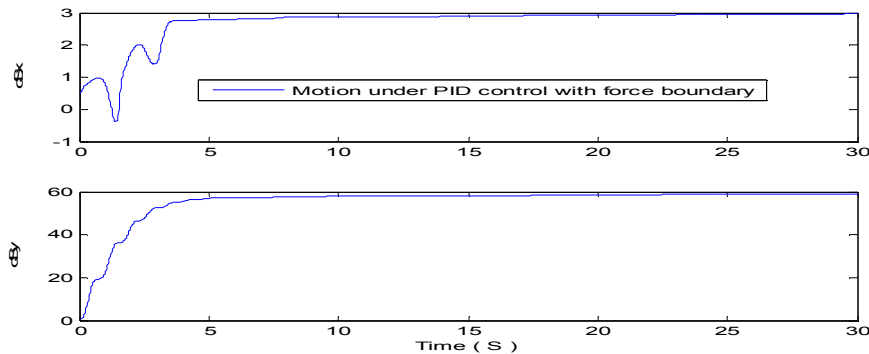


Рис. 39. Движение колебательной системы в условиях ПИД-управления с ограниченной силой управления

Задача управления: провести исследования интеллектуальных систем управления, разработанных на основе инструментариев ANFIS и SCOptimizer, а также классической системы управления.

Задача управления: 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.

Решение. Рассмотрим стохастическое движение нашей динамической системы под традиционным ПИД-управлением в данных ниже (таблица 6) обучающих условиях.

Таблица 6. Обучающая ситуация управления

Обучающая ситуация управления	
Шум в канале управления	Гауссовский шум
Задержка в канале обратной связи	0,001 сек

Необходимо выбрать оптимальные коэффициенты ПИД-регулятора. Это возможно с помощью генетического алгоритма с функцией пригодности, например, в виде минимума интегральной ошибки управления, полученной в результате моделирования управления системой с текущим набором ПИД-коэффициентов.

Используя ГА были найдены коэффициенты усиления для двух регуляторов. Для первого регулятора [$K_{px} = 39$; $K_{dx} = 78$; $K_{ix} = 15$] и для второго, соответственно, [$K_{py} = 76$; $K_{dy} = 99$; $K_{iy} = 6$].

Следующий шаг – получение с помощью ГА шести обучающих сигналов для управления каждым ПИД-коэффициентом в отдельности, пока остальные зафиксированы постоянными.

Когда обучающие сигналы получены, БЗ для регуляторов на основе ОБЗ и ANFIS получают посредством применения методик, описанных в предыдущих разделах данной работы. В таблице 7 представлены характеристики полученных БЗ для регуляторов, спроектированных с помощью ОБЗ и ANFIS.

Таблица 7. Характеристики баз знаний, полученных с помощью ОБЗ и ANFIS

ПИД-коэффициент	ОБЗ	ANFIS
K_{px}	<p>Модель нечеткого вывода – Сугено. Вид функций принадлежности – треугольный. Количество функций принадлежности входных переменных: [7 6 8]. Количество правил: 49 из 320.</p>	<p>Модель нечеткого вывода – Сугено. Вид функций принадлежности – Гауссовский. Количество функций принадлежности входных переменных: [7 7 7]. Количество правил: 343.</p>
K_{ix}	<p>Модель нечеткого вывода – Сугено. Вид функций принадлежности – треугольный. Количество функций принадлежности входных переменных: [8 6 5]. Количество правил: 24 из 240.</p>	<p>Модель нечеткого вывода – Сугено. Вид функций принадлежности – Гауссовский. Количество функций принадлежности входных переменных: [7 7 7]. Количество правил: 343.</p>
K_{dx}	<p>Модель нечеткого вывода – Сугено. Вид функций принадлежности – треугольный. Количество функций принадлежности входных переменных: [7 7 8]. Количество правил: 33 из 392.</p>	<p>Модель нечеткого вывода – Сугено. Вид функций принадлежности – Гауссовский. Количество функций принадлежности входных переменных: [7 7 7]. Количество правил: 343.</p>
K_{py}	<p>Модель нечеткого вывода – Сугено. Вид функций принадлежности – треугольный. Количество функций принадлежности входных переменных: [8 5 8]. Количество правил: 39 из 320.</p>	<p>Модель нечеткого вывода – Сугено. Вид функций принадлежности – Гауссовский. Количество функций принадлежности входных переменных: [7 7 7]. Количество правил: 343.</p>
K_{iy}	<p>Модель нечеткого вывода – Сугено. Вид функций принадлежности – треугольный. Количество функций принадлежности входных переменных: [6 8 5]. Количество правил: 34 из 240.</p>	<p>Модель нечеткого вывода – Сугено. Вид функций принадлежности – Гауссовский. Количество функций принадлежности входных переменных: [7 7 7]. Количество правил: 343.</p>
K_{dy}	<p>Модель нечеткого вывода – Сугено. Вид функций принадлежности – треугольный. Количество функций принадлежности входных переменных: [6 8 8]. Количество правил: 41 из 384.</p>	<p>Модель нечеткого вывода – Сугено. Вид функций принадлежности – Гауссовский. Количество функций принадлежности входных переменных: [7 7 7]. Количество правил: 343.</p>

В итоге имеем 6 возможных конфигураций моделей (таблица 8).

Таблица 8. Возможные конфигурации моделей

1	Коэффициент K_{rx} управляется нечетким регулятором; $K_{dx}=78,65$; $K_{ix}=15,75$; $K_{py}=75,93$; $K_{dy}=99,22$; $K_{iy}=6,44$
2	Коэффициент K_{dx} управляется нечетким регулятором; $K_{rx} = 39,44$; $K_{ix} = 15,75$; $K_{py} = 75,93$; $K_{dy} = 99,22$; $K_{iy}=6,44$
3	Коэффициент K_{ix} управляется нечетким регулятором; $K_{rx} = 39,44$; $K_{dx} = 78,65$; $K_{py} = 75,93$; $K_{dy} = 99,22$; $K_{iy} = 6,44$
4	Коэффициент K_{py} управляется нечетким регулятором; $K_{rx} = 39,44$; $K_{dx} = 78,65$; $K_{ix} = 15,75$; $K_{dy} = 99,22$; $K_{iy} = 6,44$
5	Коэффициент K_{dy} управляется нечетким регулятором; $K_{rx} = 39,44$; $K_{dx} = 78,65$; $K_{ix} = 15,75$; $K_{py} = 75,93$; $K_{iy} = 6,44$
6	Коэффициент K_{iy} управляется нечетким регулятором; $K_{rx} = 39,44$; $K_{dx} = 78,65$; $K_{ix} = 15,75$; $K_{py} = 75,93$; $K_{dy} = 99,22$

Результаты моделирования

Исследование в обучающей ситуации

Для демонстрации работы спроектированных регуляторов достаточно рассмотреть 2 конфигурации моделей. Возьмем, например, 4 и 5 конфигурации и исследуем работу спроектированных регуляторов в обучающей ситуации управления.

На рис. 40-44 представлено сравнение работы регуляторов ANFIS и ОБЗ, а также классической системы управления в обучающей ситуации конфигурации моделей 4.

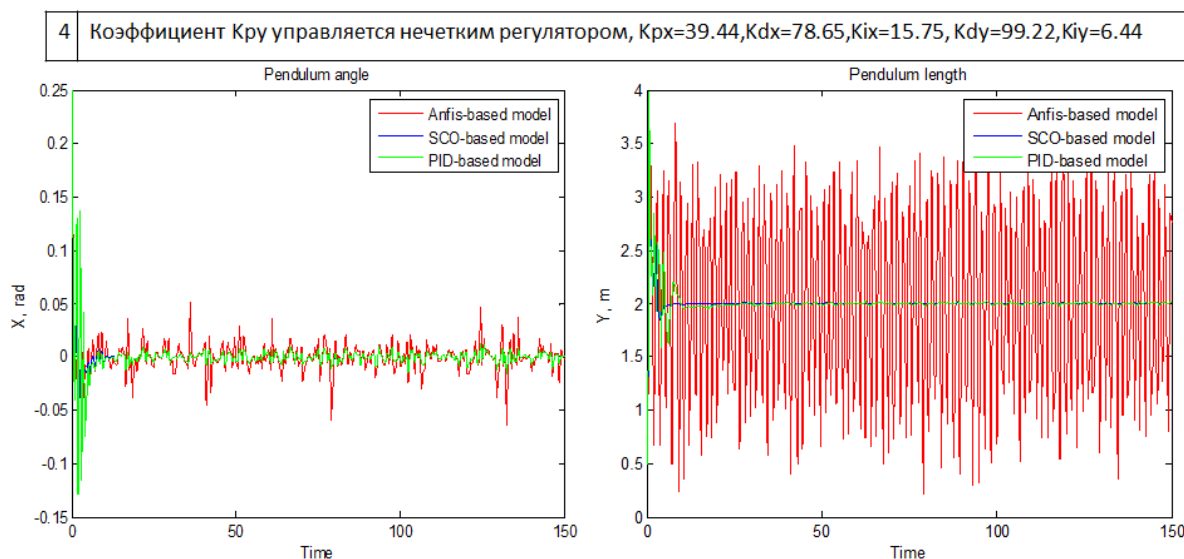


Рис. 40. Слева – динамика изменения угла маятника, справа – динамика изменения длины маятника

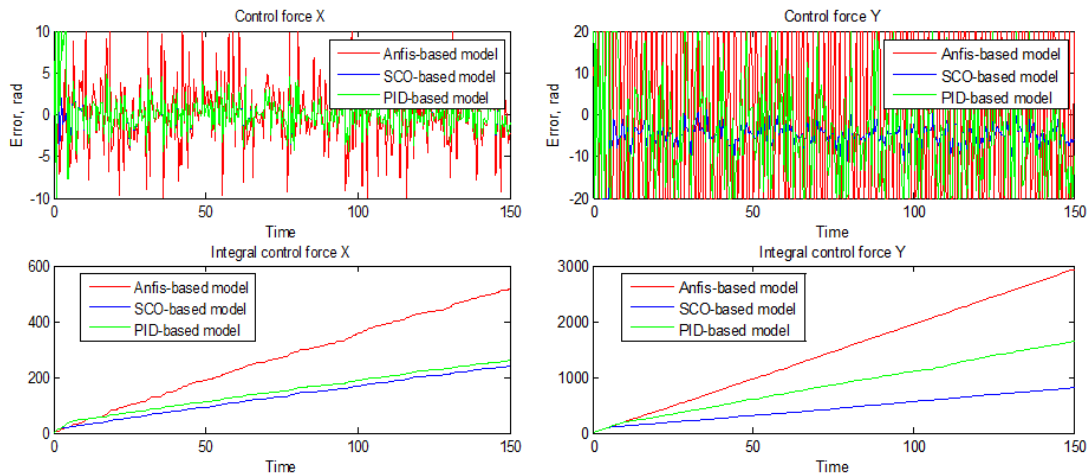


Рис. 41. Сила управления и интегральная сила управления

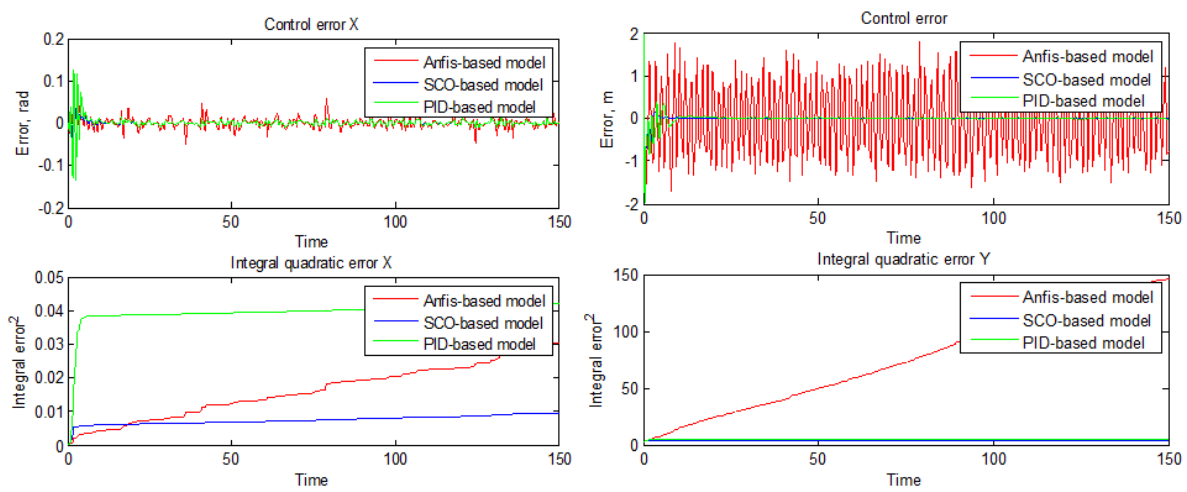


Рис. 42. Ошибка управления и интегральная ошибка управления

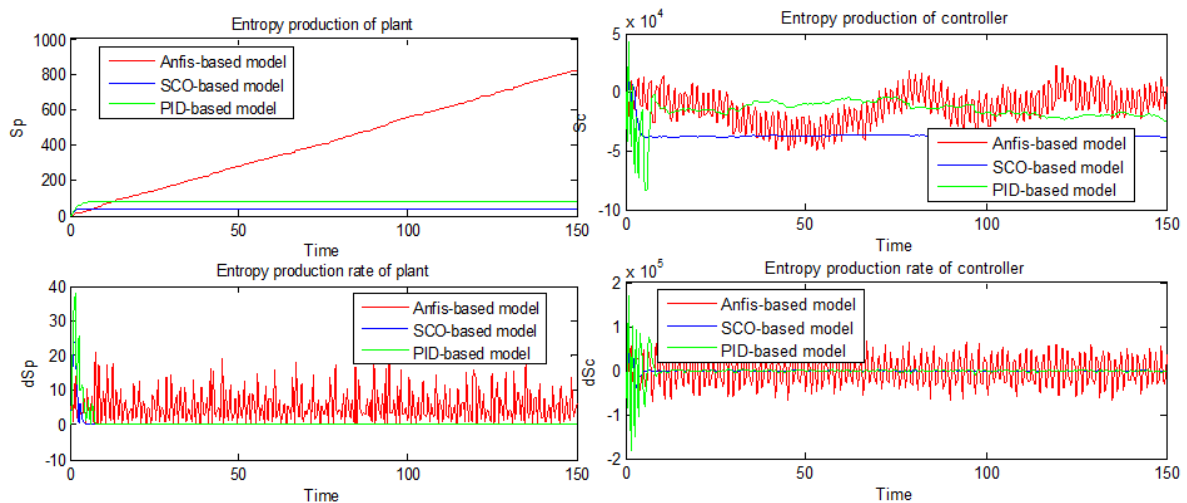


Рис. 43. Слева – графики производства энтропии ОУ, справа – графики производства энтропии регулятора

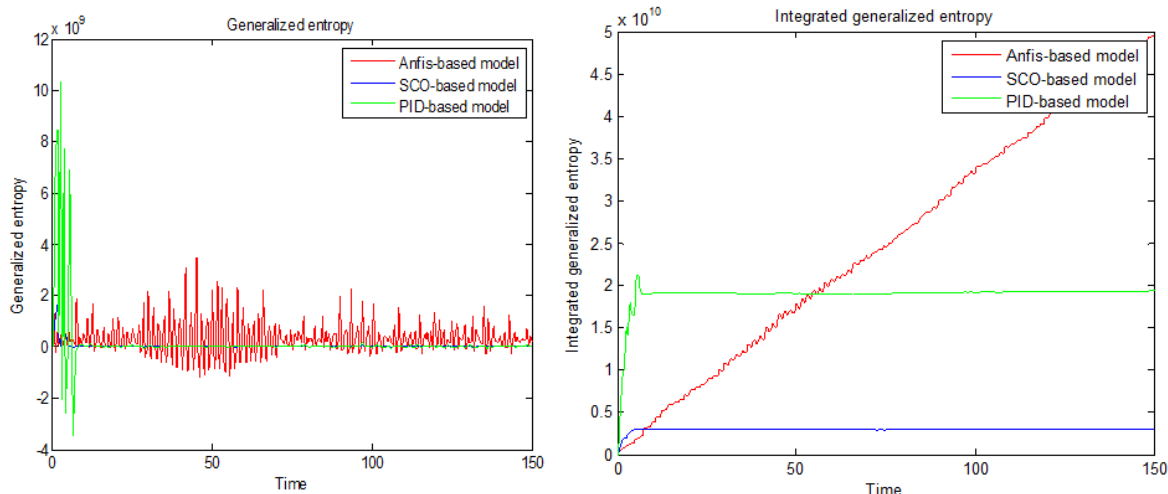


Рис. 44. Сравнение обобщенной и интегральной энтропии

В обучающей ситуации (конфигурация моделей 4) из результатов моделирования видно, что БЗ, построенная с помощью ОБЗ, работает лучше по интегральной ошибке управления, чем под управлением ПИД-регулятором и лучше, чем БЗ, построенная на ANFIS по выбранным параметрам.

На рис. 45 – 49 представлено сравнение работы регуляторов ANFIS и ОБЗ, а также классической системы управления в обучающей ситуации конфигурации моделей 5.

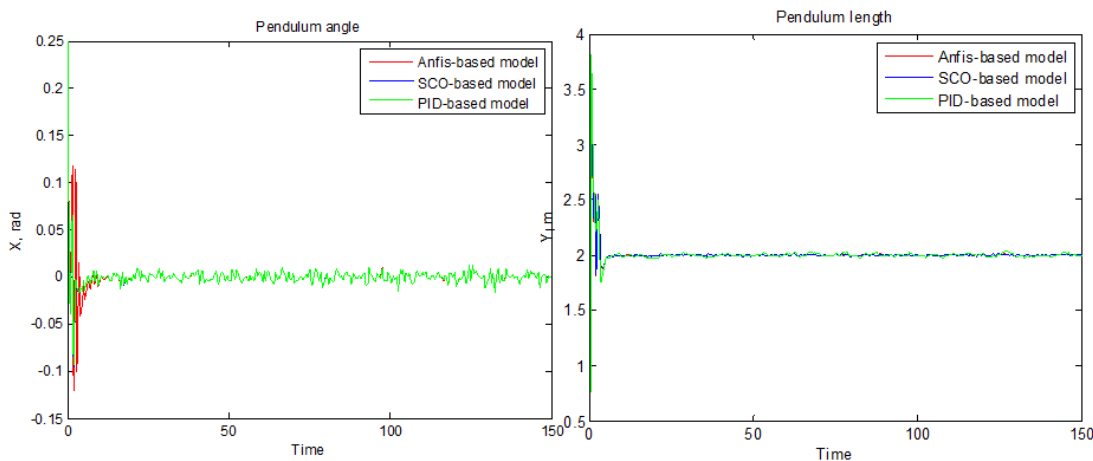


Рис. 45. Динамика изменения угла и длины маятника

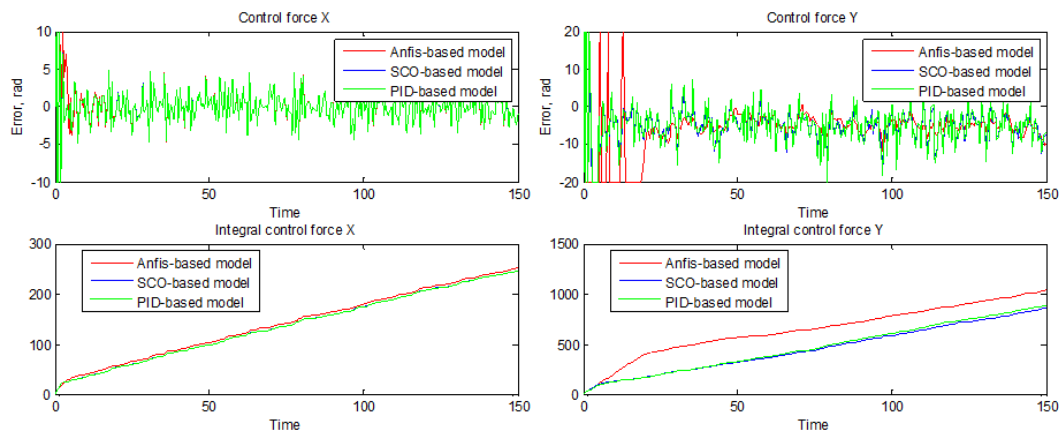


Рис. 46. Сила управления и интегральная сила управления

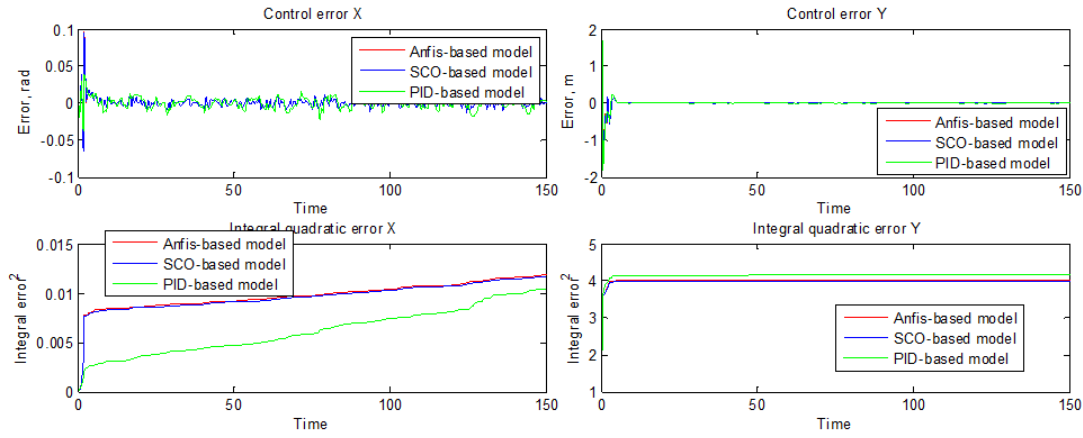


Рис. 47. Ошибка управления и интегральная ошибка управления

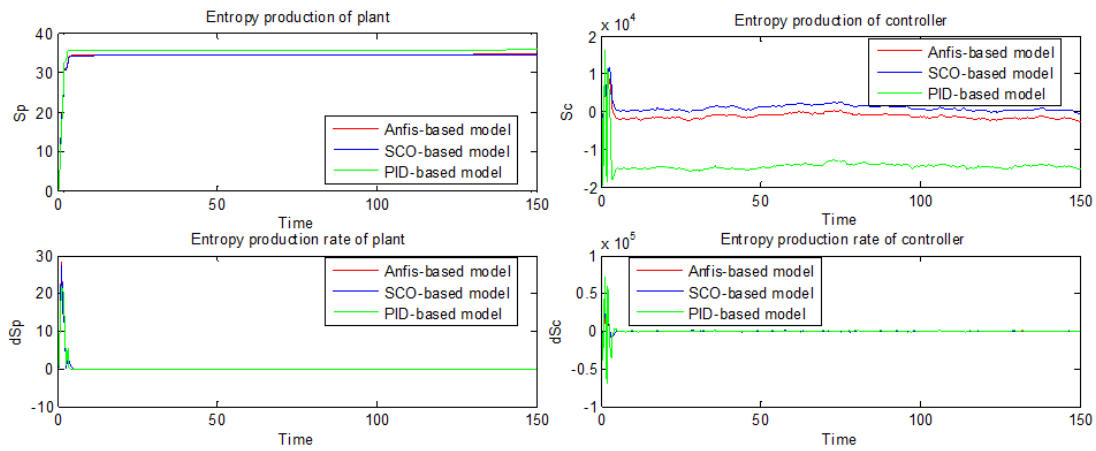


Рис. 48. Слева – графики производства энтропии ОУ, справа – графики производства энтропии регулятора

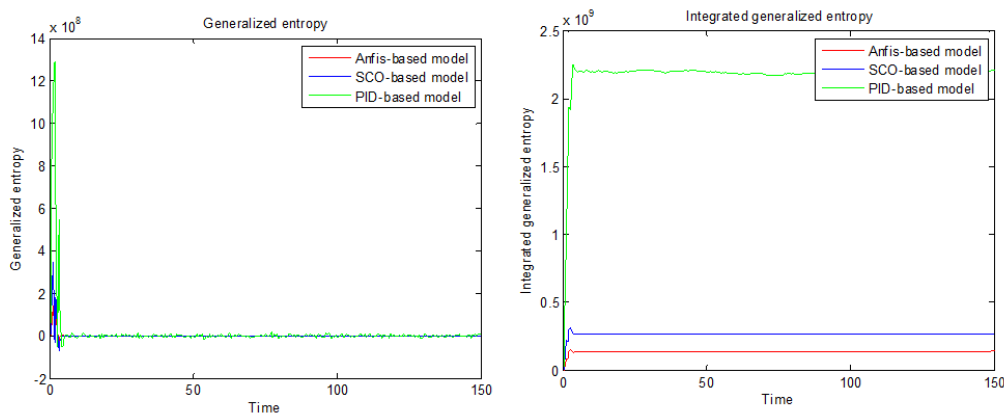


Рис. 49. Слева – графики производства энтропии ОУ, справа – графики производства энтропии регулятора

В обучающей ситуации (конфигурация моделей 5) из результатов моделирования видно, что БЗ, построенная с помощью ОБЗ и ANFIS, работают лучше, чем ПИД-управление.

Теперь проведем исследование *робастности* полученных регуляторов. Введем две неподвижные ситуации управления с характеристиками, представленными в таблице 9.

Таблица 9. Непредвиденные ситуации управления

Непредвиденная ситуация управления 1	
Шум в канале управления	Релеевский шум
Задержка в канале обратной связи	0,005 сек
Непредвиденная ситуация управления 2	
Шум в канале управления	Однородный шум
Задержка в канале обратной связи	0,002 сек

Используем 4 конфигурацию и исследуем работу спроектированных регуляторов в непредвиденной ситуации управления.

На рис.50 – 55 представлено сравнение работы регуляторов ANFIS и ОБЗ, а также классической системы управления в непредвиденной ситуации управления конфигурации моделей 4.

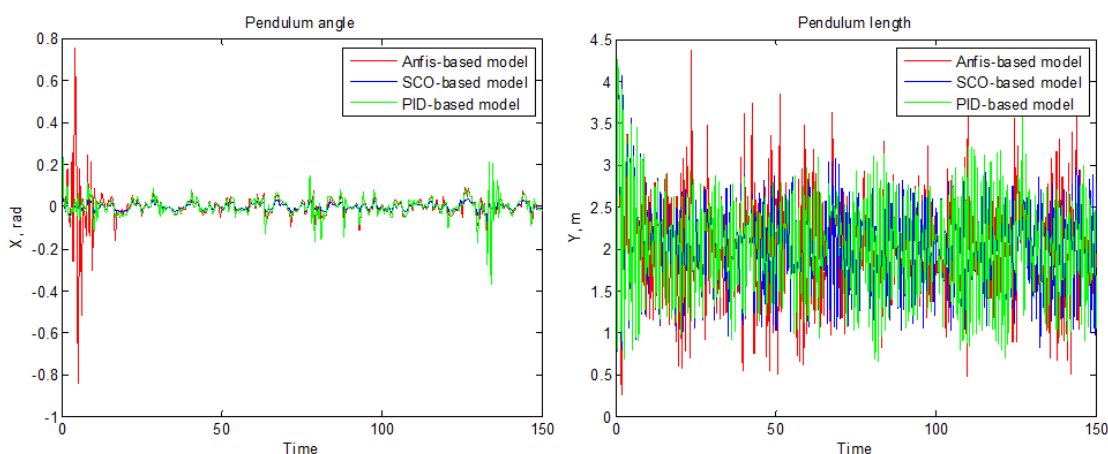


Рис. 51. Динамика изменения угла и длины маятника

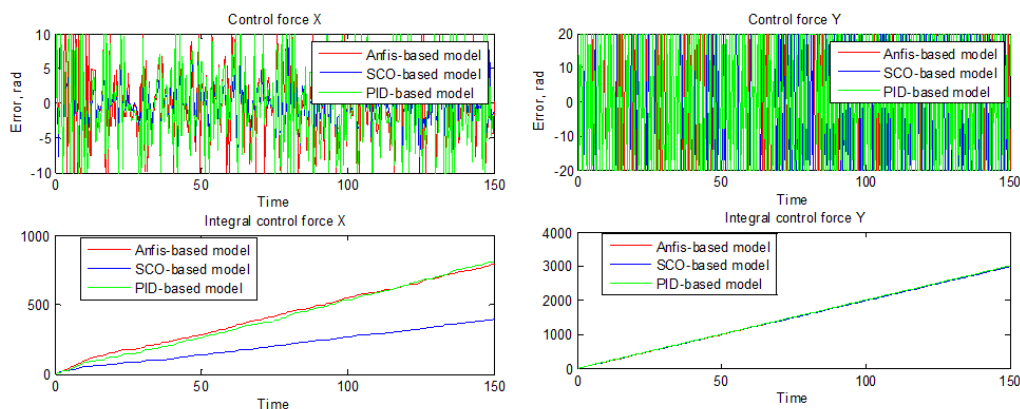


Рис. 52. Сила управления и интегральная сила управления

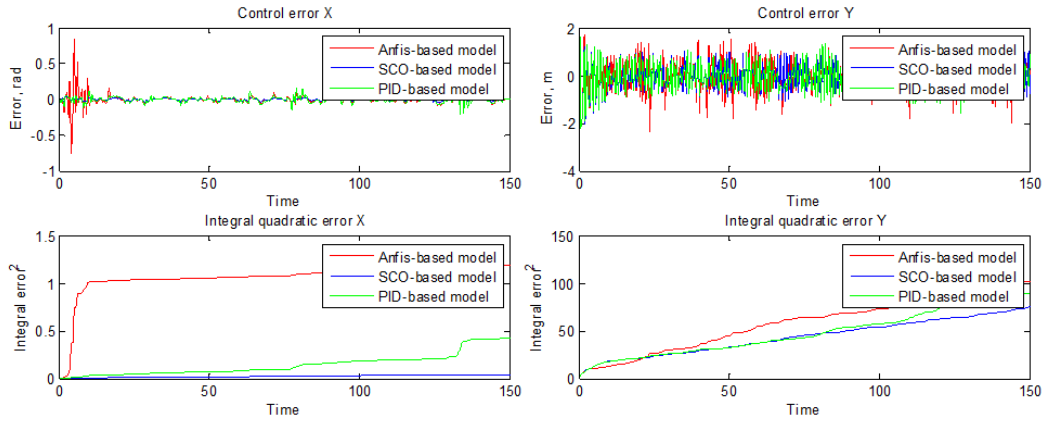


Рис. 53. Ошибка управления и интегральная ошибка управления

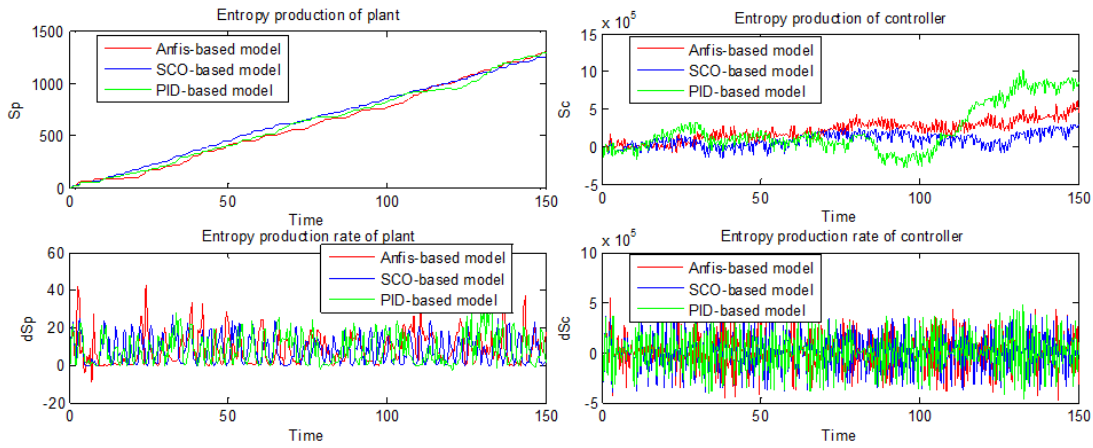


Рис. 54. Слева – графики производства энтропии ОУ, справа – графики производства энтропии регулятора

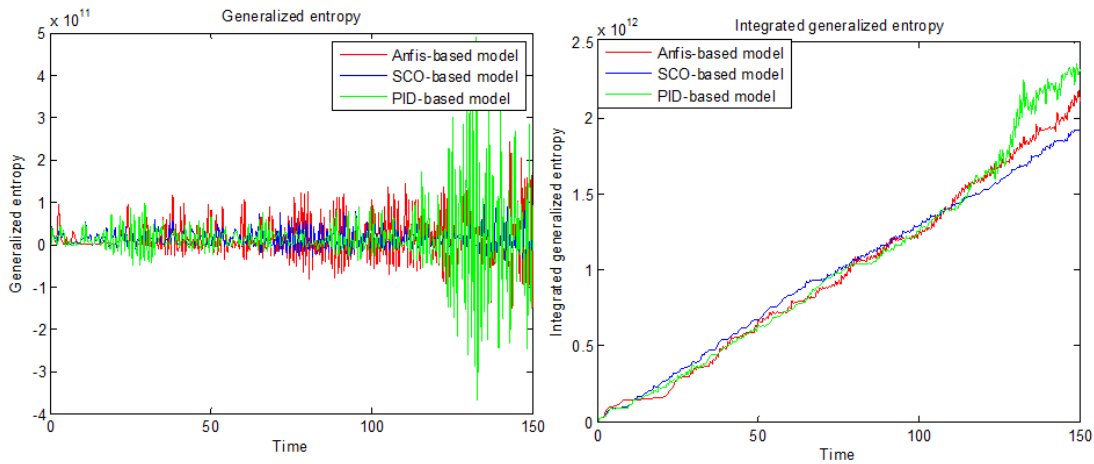


Рис. 55. Слева – графики производства обобщенной энтропии, справа – интегральная обобщенная энтропия

В непредвиденной ситуации 1 (конфигурация моделей 4) из результатов моделирования видно, что БЗ, построенная на ОБЗ, работает лучше по интегральной ошибке управления, чем ПИД-управление и чем БЗ, построенная на ANFIS, требуя, при этом меньше приложенной к ОУ силы управления. Интегральная обобщенная энтропия у ОБЗ лучше, чем у ПИД-регулятора и ANFIS.

На рис. 56 – 60 представлено сравнение работы регуляторов ANFIS и ОБЗ, а также классической системы управления в непредвиденной ситуации управления конфигурации моделей 4.

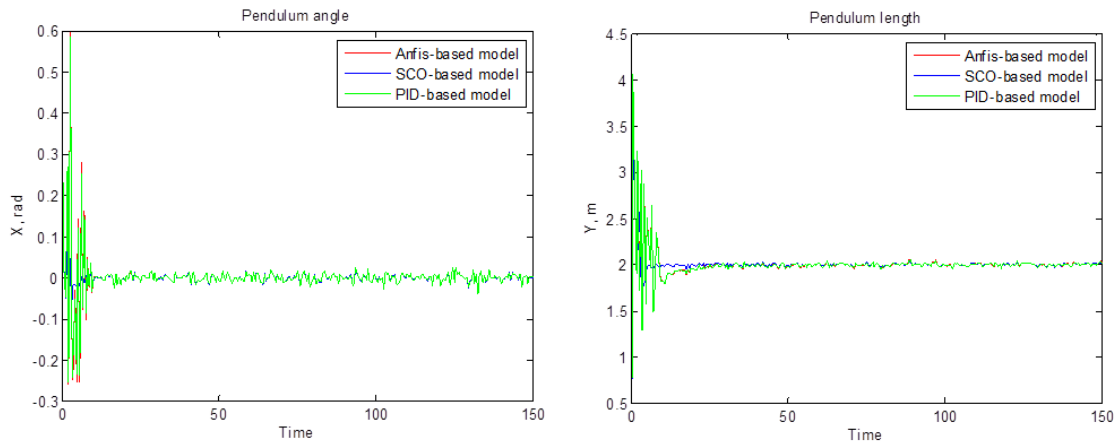


Рис. 56. Динамика изменения угла и длины маятника

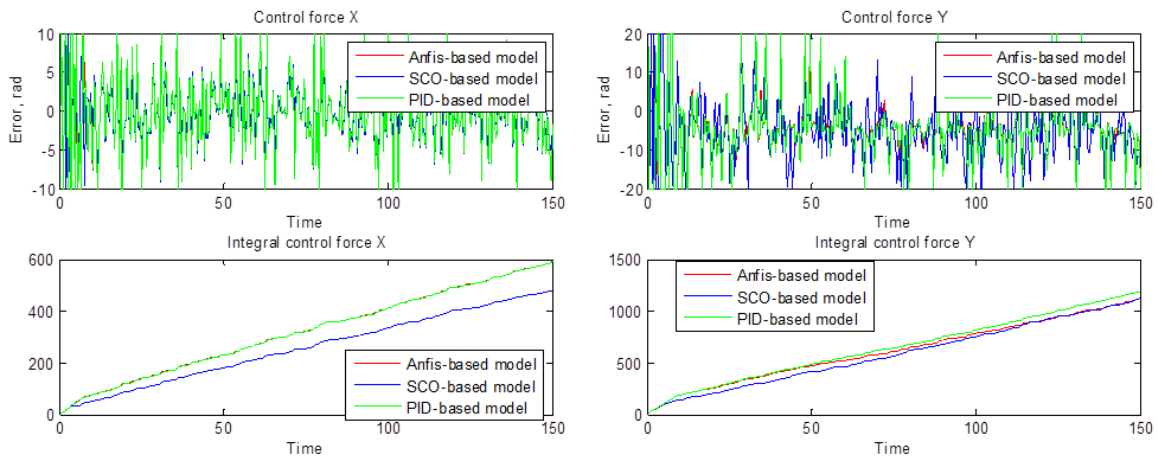


Рис. 57. Сила управления и интегральная сила управления

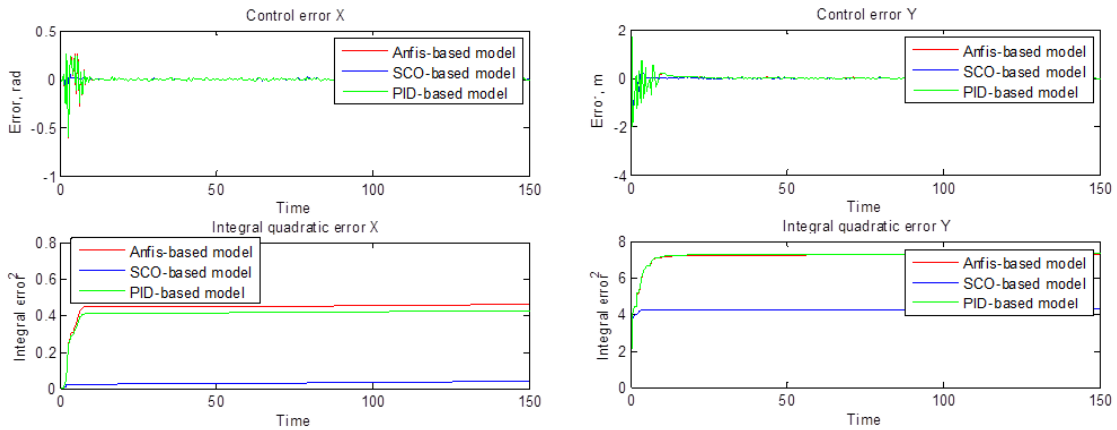


Рис. 58. Ошибка управления и интегральная ошибка управления

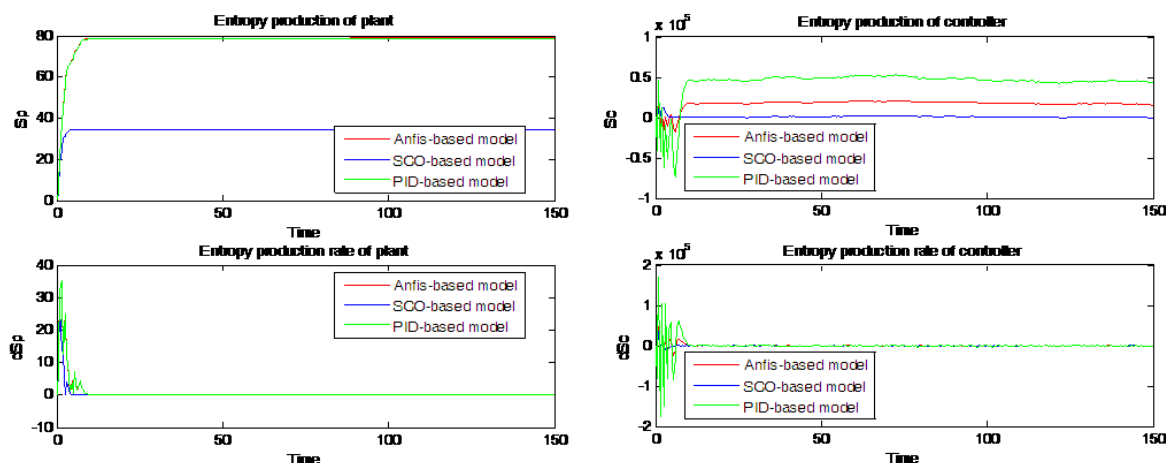


Рис. 59. Слева – графики производства энтропии ОУ, справа – графики производства энтропии регулятора

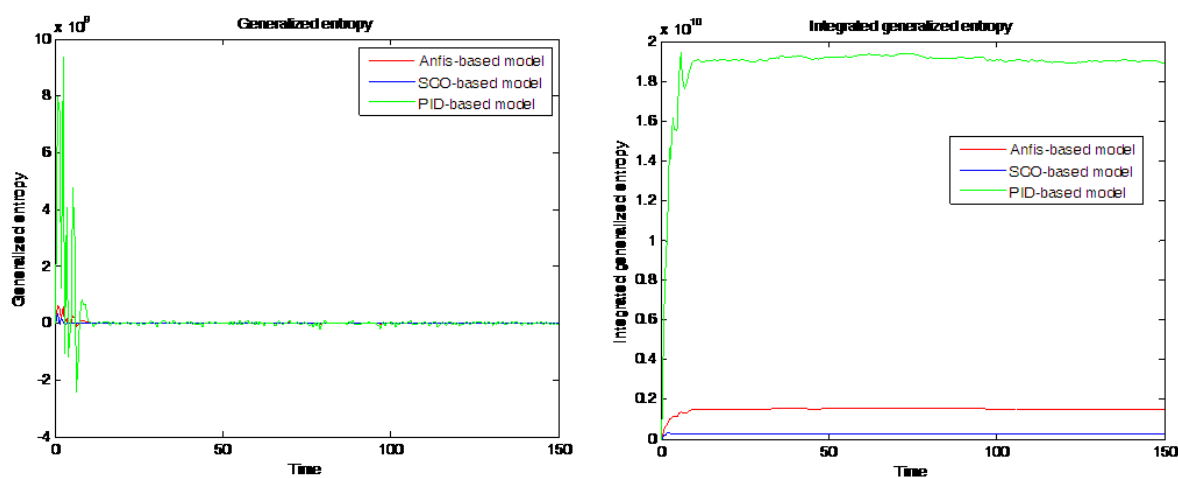


Рис. 60. Слева – графики производства обобщенной энтропии, справа – интегральная обобщенная энтропия

В непредвиденной ситуации 2 (конфигурация моделей 4) из результатов моделирования видно, что БЗ, построенные на ОБЗ и ANFIS, работают лучше, чем ПИД-управление по всем критериям качества управления.

Выводы

Рассмотренные примеры моделирования управления нелинейными динамическими системами с помощью нечетких регуляторов на основе ОБЗ и ANFIS, а также классического ПИД-регулятора показали, что:

- ПИД-регулятор, хотя и имеет высокие значения показателей качества управления в обучающих ситуациях, но не всегда обладает свойством робастности в непредвиденных ситуациях при управлении неустойчивыми объектами, а управление устойчивым ОУ происходит с большой ошибкой;
- созданный в системе ANFIS регулятор в большинстве случаев имеет лучшие характеристики управления, чем ПИД-регулятор;
- в случае неустойчивых ОУ регуляторы на основе ANFIS не обладают свойством робастности;
- регулятор на основе ОБЗ (SCOptimizer) успешно справляется с задачей управления как в обучающей ситуации, так и в непредвиденных ситуациях, имеет высокие значения показателей качества и обладает повышенным по сравнению с ANFIS свойством робастности.

Проведенное исследование позволяет сделать вывод, что применение интеллектуальной технологии проектирования БЗ на основе инструментария «SCOptimizer» позволяет строить робастные интеллектуальные системы управления для широкого класса ситуаций управления.

Список литературы

1. Litvintseva L.V., Takahashi K., Ulyanov I.S., Ulyanov S.S. Intelligent robust control design based on new types of computations. Part I. New soft computing technology of KB-design benchmarks of smart control simulation for nonlinear dynamic systems. – Universita degli Studi di Milano, Crema, 2004.
2. Litvintseva L.V., Ulyanov S.V. et al. Soft computing optimizer for intelligent control systems design: the structure and applications // J. Systemics, Cybernetics and Informatics (USA), 2003. – Vol. 1. – № 5.
3. Ulyanov V.S., Panfilov S.A., Ulyanov S.V., Litvintseva L.V., Kurawaki I., Tanaka K. Principle of minimum entropy production on applied soft computing for advanced intelligent robotics and mechatronics. //Soft computing, 2000. – №4.
4. Jang J.S. ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System // IEEE Trans. Systems, Man, Cybernetics, 1993.
5. Васильев С.Н., Жерлов А. К., Федосов Е. А. и др. Интеллектуальное управление динамическими системами. – М.: Физматгиз, 2000.
6. Добрынин В.Н., Решетников Г.П., Сахаров Ю.С., Ульянов С.В. Технологии квантовых и мягких вычислений в процессах проектирования интеллектуальных систем управления // Системный Анализ в Науке и Образовании: электрон. науч. журнал. – 2010. – №2. – [Электронный ресурс]. URL: <http://www.sanse.ru/archive/16>.
7. Кураваки И., Литвинцева Л.В., Ульянов С.В. и др. Построение робастных баз знаний нечетких регуляторов для интеллектуального управления существенно нелинейными динамическими системами // Изв. РАН. – ТиСУ, 2004. – № 4.
8. Литвинцева Л.В., Тятюшкина О.Ю., Григорьев П.Н., Ульянов С.В. Оптимизатор баз знаний на основе мягких вычислений // Системный Анализ в Науке и Образовании: электрон. науч. журнал. – 2010. – №2. – [Электронный ресурс]. URL: <http://www.sanse.ru/archive/16>.
9. Литвинцева Л.В., Ульянов С.В., Ульянов С.С. Проектирование робастных баз знаний нечетких регуляторов для интеллектуального управления существенно-нелинейными динамическими системами. II // Изв. РАН. – ТиСУ, 2006. – № 5. – С. 102-141.
10. Петров Б.Н., Гольденблат И.И., Ульянов С.В. и др. Теория моделей в процессах управления: Информационные и термодинамические аспекты. – М.: Наука, 1978.
11. Ульянов С.В., Мишин А.А., Миногин А.А. и др. Генетические и квантовые алгоритмы. Ч. I: инновационные модели в обучении // Системный Анализ в Науке и Образовании: электрон. науч. журнал. – 2010. – №3. – [Электронный ресурс]. URL: <http://www.sanse.ru/archive/17>.
12. Штовба, С.Д. Введение в теорию нечетких множеств и нечеткую логику // Вестник АРБ. – 2000. – №6.