

СИНТЕЗ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ ДВИГАТЕЛЕМ ВНУТРЕННЕГО СГОРАНИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ГИБРИДНЫХ И НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

К. А. Палагута, С. Ю. Чиркин, А. В. Кузнецов

Реферат. Статья посвящена синтезу системы управления ДВС в режиме холостого хода. Показана реализация двух моделей: модели с использованием гибридных сетей типа Сугено и модели на основе нейронной сети типа «многослойный перцептрон». Сделаны выводы относительно адекватности моделей реальной системе и их точности, и определена перспективность дальнейших работ в данном направлении.

Ключевые слова: нечеткая логика, Сугено, управление, нейронная сеть, двигатель.

Введение

В настоящее время возрастают технико-экономические и экологические требования к двигателям внутреннего сгорания (ДВС) и особенно к системам их управления [1]. Несмотря на известные достижения в двигателестроении, до сих пор нет модели ДВС как объекта управления, а также модели системы управления (СУ) ДВС, основным элементом которой является двигатель. Существуют термодинамическая и кинематическая модели [2], которые описывают соответствующие процессы, но для совершенствования такого процесса, как управление двигателем, требуется математическая модель, адекватно отражающая его динамические свойства. В современной научнотехнической литературе существует ограниченное количество работ, рассматривающих ДВС с точки зрения теории управления [3].

По своим динамическим характеристикам ДВС является нелинейным нестационарным стохастическим объектом, имеет ряд неопределенных параметров и не допускает линеариза-

ции, что исключает возможность использования классической теории дифференциальных уравнений.

С учетом вышеизложенных специфических особенностей возникла потребность в поиске иных подходов к моделированию. Анализ объекта управления позволил сделать предположение о возможности применения нечеткой логики в качестве инструмента построения моделей СУ ДВС. Это связано с тем, что аппарат нечеткой логики позволяет повысить эффективность управления там, где применение классической линейной теории невозможно [4].

Необходимо отметить, что алгоритмы нечеткой логики давно используются в различных системах управления автомобилей и, в частности, в системах управления ДВС. Это, например, корректирующий блок на основе алгоритмов нечеткой логики, входящий в состав блока управления фирмы «Дженерал Моторс» [5]. Также ярким примером может служить адаптивная система смесеобразования фирмы «Тойота» [6].

В настоящее время аппарат нечеткой логики используется для решения широкого спектра задач как управления, так и диагностики [7].

С учетом специфики работы ДВС, а также необходимости учета множества технических и технологических параметров каждого конкретного двигателя использование классических нечетких алгоритмов типа Мамдани оказалось невозможным ввиду отсутствия методологии, позволяющей получать адекватное представление параметров в функциях принадлежности. Этим обусловлен переход на использование нечетких алгоритмов типа Сугено и нейронных сетей.

Постановка задачи

Задачей исследования являлось подтверждение возможности построения модели системы управления ДВС с использованием гибридных и нейронных сетей.

Для ее решения была реализована модель автоматического диспетчера режимов работы ДВС на основе нечеткой логики [8]. Модель оказалась весьма простой и лаконичной. Алгоритм работы был наглядно представлен правилами логической продукции базы правил нечеткого вывода, что позволило судить о целесообразности дальнейшего проведения работ.

Обычно выделяют пять режимов работы ДВС:

- режим пуска двигателя;
- режим ограничения минимальной частоты вращения (режим холостого хода);
- режим частичных нагрузок;
- режим полной мощности;
- режим торможения двигателем.

Наличие этих режимов создает трудности в построении единой модели системы управления ДВС, связанные с существенными различиями в стратегиях управления на каждом из них.

В данной статье синтез единой модели не рассматривается, а только проводится разработка модели для режима работы двигателя на холостом ходу. В условиях увеличивающегося объема транспортных потоков и их плотности именно к этому режиму предъявляются повышенные экологические требования.

Особенностью работы двигателя на холостом ходу является разрыв потока мощности, циркулирующей между двигателем и трансмиссией. И хотя в этом случае эффективная мощность двигателя равна нулю, развиваемая индикаторная мощность должна не только компенсировать механические потери в двигателе, поддерживая требуемую частоту вращения коленчатого вала двигателя, но и обеспечивать привод агрегатов и оборудования автомобиля [3]. Ввиду этих обстоятельств величина индикаторной мощности в режиме холостого хода может достигать значительной величины. Для ее получения необходимо обеспечить возможность управления величиной циклового наполнения, которое (характеризует количество воздуха, поступившего в цилиндр двигателя в процессе впуска [3]). Для этого используют исполнительный механизм, называемый регулятором холостого хода. Кроме этого, сохраняются задачи определения времени и продолжительности впрыска топлива (для инжекторных двигателей), а также угла опережения зажигания.

Система управления ДВС на основе нечеткой логики для режима холостого хода использует четыре входных переменных, включая сигнал обратной связи, и выдает три управляющих воздействия, при этом обратная связь с объектом управления (ДВС) осуществляется по информации с датчика положения коленчатого вала двигателя (рис. 1).

Авторами были синтезированы модели с использованием различных нечетких алгоритмов.

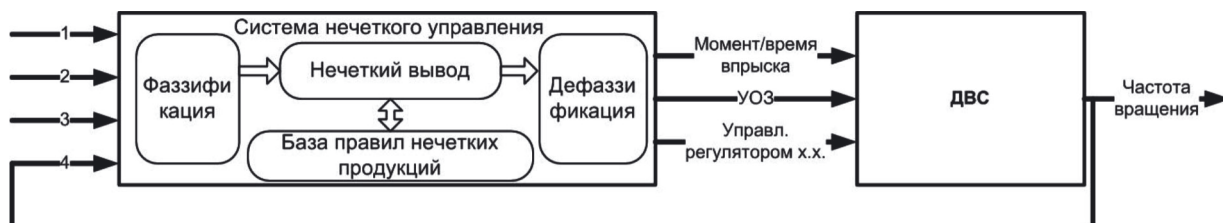


Рис. 1. Логическая структура системы управления ДВС на основе нечеткой логики для режима холостого хода:

- 1 - температура охлаждающей жидкости; 2 - массовый расход воздуха;
3 - напряжение аккумуляторной батареи; 4 - сигнал датчика положения коленчатого вала;
УОЗ - угол опережения зажигания

В ходе работы было выявлено, что использование классических нечетких алгоритмов типа Мамдани для построения модели управления конкретного двигателя не дало удовлетворительных результатов.

Модель с использованием алгоритмов Сугено

Системы типа Сугено называют еще гибридными сетями ввиду того, что они сочетают в себе достоинства нечетких алгоритмов и способность к обучению, которая является свойством нейронных сетей.

Модель системы управления в общем случае состоит из трех нечетких систем/подсистем типа Сугено. Как видно из структуры блока управления (рис. 2), каждая нечеткая подсистема отвечает за выдачу одного управляющего воздействия. Входные сигналы подаются на все блоки одновременно (табл. 1). Фактически существует возможность реализовать модель системы управления, используя одну систему типа Сугено с четырьмя входами и тремя выходами. Однако в таком случае данную систему невозможно будет обучить из-за специфических особенностей гибридных сетей [6]. Поэтому для сохранения свойства обучаемости модель системы управления потребовалось разбить на три независимые подсистемы, каждая из которых имеет четыре входа и один выход. Этот прием позволил перейти на нечеткие алгоритмы типа Сугено, давая при этом возможность использовать их основное преимущество – способность к обучению.

В реализованной модели в качестве входных

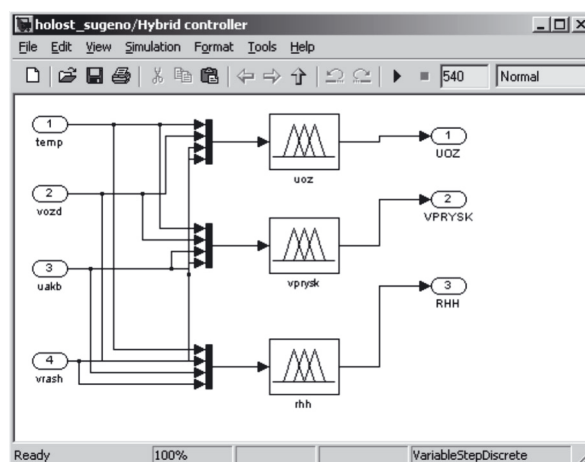


Рис. 2. Структура модели блока управления

сигналов использовались сигналы с четырех датчиков. В первом приближении такого количества входных сигналов оказалось достаточно, чтобы смоделировать работу ДВС в режиме холостого хода.

Выходными сигналами являются три управляющих воздействия на исполнительные механизмы (табл. 2).

Конкретная модель создавалась для двигателя ВАЗ 2123 с блоком управления BOSCH 7.9.7+. Экспериментальные данные были получены с помощью аппаратно-программного комплекса SMS Diagnostics. Аппаратная часть представлена хост-контроллером, который с одной стороны подключается к диагностической колодке автомобиля, с другой – к usb-порту персонального компьютера. Хост-контроллер получает данные, опрашивая в реальном времени блок управления с использованием протоко-

Таблица 1

Входные сигналы и переменные для модели Сугено

№ п/п	Сигнал датчика	Переменная модели
1	Температура охлаждающей жидкости, °C	temp
2	Массовый расход воздуха, кг/ч	vozd
3	Напряжение бортовой сети, В	uakb
4	Частота вращения коленчатого вала, об/мин	vrash

Таблица 2

Управляющие воздействия и переменные для модели Сугено

№ п/п	Управляющее воздействие	Переменная модели
1	Угол опережения зажигания, градусы	uoz
2	Время впрыска, мс	vprysk
3	Положение регулятора холостого хода, шаг	rhh

ла передачи данных k-line. Далее информация с хост-контроллера обрабатывается программой *SMS Diagnostics* (рис. 3).

Программа предоставляет возможность отслеживать изменения входных параметров и управляющих воздействий в реальном времени. Кроме того, все экспериментальные данные можно сохранять как в собственном формате, так и формате «.csv». Сохраненные в формате «.csv» данные впоследствии были использованы для обучения гибридной сети типа Сугено.

Формирование функций принадлежности входных сигналов гибридной сети проводилось

методом нечеткой кластеризации массива экспериментальных данных. Этот процесс отображен на рис. 4. Задачей нечеткой кластеризации является нахождение нечеткого разбиения или нечеткого покрытия множества элементов исследуемой совокупности, которые образуют структуру нечетких кластеров, присутствующих в рассматриваемых данных. Этот процесс сводится к нахождению степеней принадлежности элементов универсума искомым нечетким кластерам, которые в совокупности и определяют нечеткое разбиение или нечеткое покрытие исходного множества рассматриваемых элементов [6].

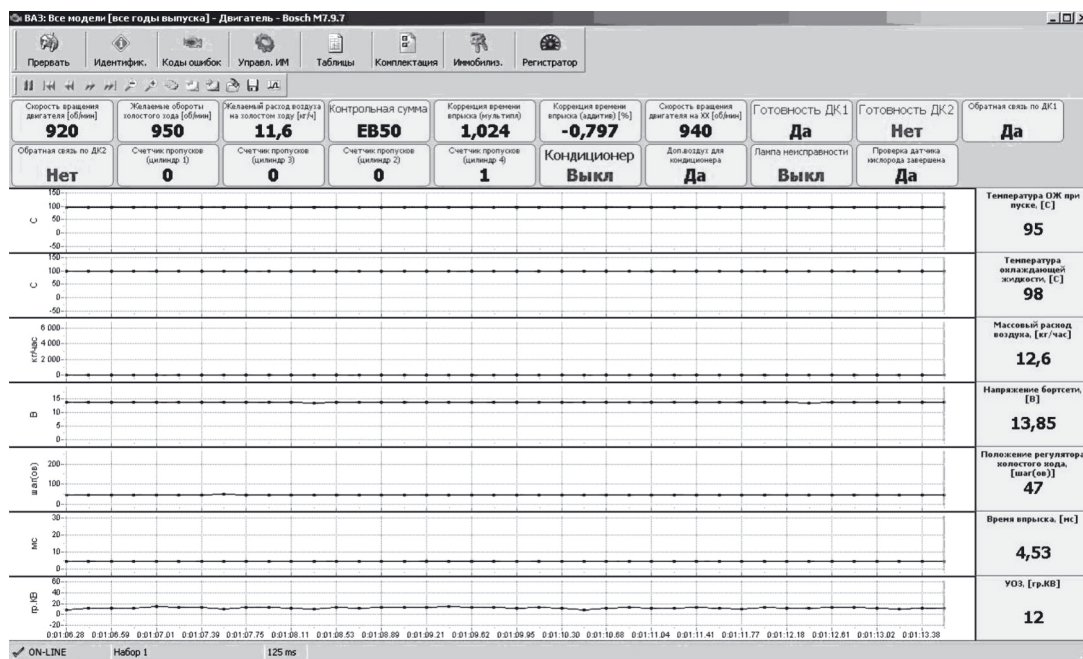


Рис. 3. Рабочее окно программы *SMS Diagnostics*

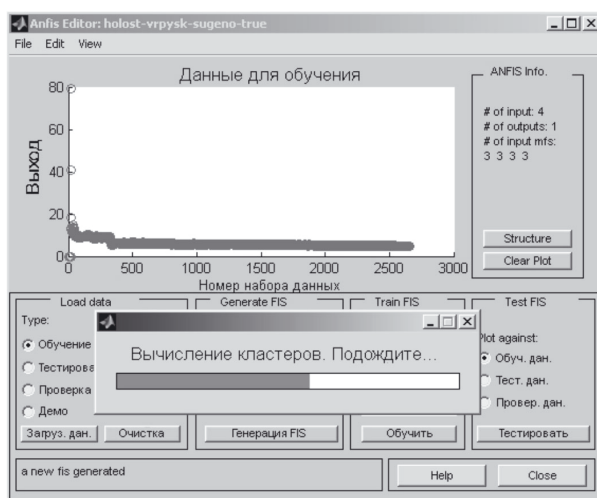


Рис. 4. Формирование функций принадлежности входных сигналов методом нечеткой кластеризации

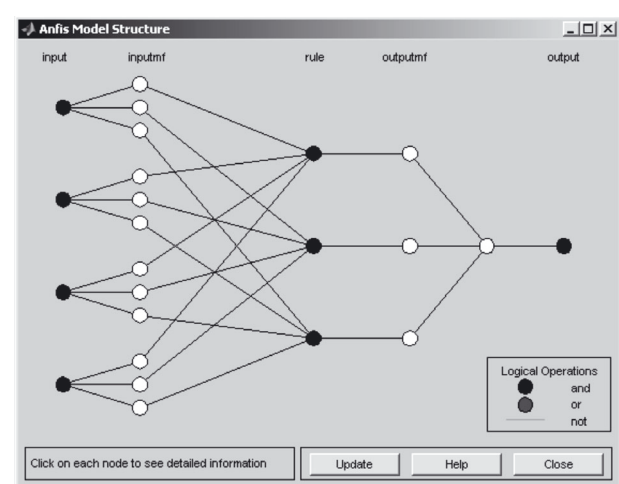


Рис. 5. Графическое представление полученных систем типа Сугено

Для решения задачи нечеткой кластеризации использовался специализированный пакет *Anfis* из *Fuzzy Logic Toolbox* среды *MATLAB*.

Графически каждую из полученных подсистем Сугено можно представить так, как показано на рис. 5. Такое представление систем нейро-нечеткого вывода является общепринятым.

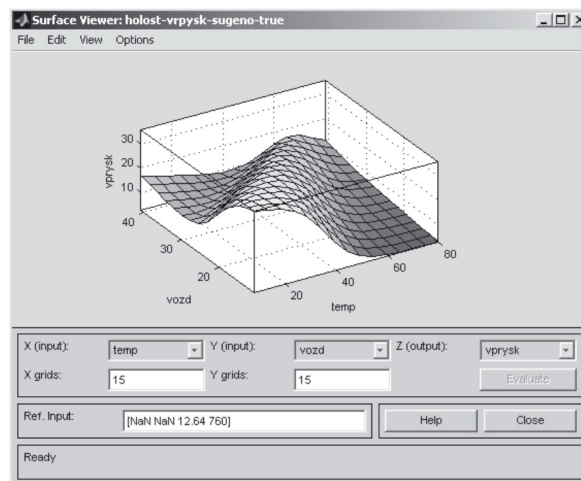
Обучение подсистем осуществлялось при помощи пакета *Anfis* на массиве экспериментальных данных, полученных при работе реального ДВС на холостом ходу. Какая-либо алгоритмическая модель системы управления отсутствовала, ввиду того, что данная информация является коммерческой тайной. В результате были сформированы управляющие поверхности для каждой подсистемы (рис. 6).

Визуальный анализ показывает, что поверхности соответствуют работе ДВС в режиме холостого хода. Они дают возможность наглядно показать стратегию управления двигателем в данном режиме. Использование метода нечеткой кластеризации, а также функций принадлежности гауссовского типа позволило получить монотонные гладкие поверхности. Таким образом, данный метод позволяет перейти от дискретного управления, когда управляющее воздействие аппроксимируется с использованием таблиц, к вычислению воздействия в каждый конкретный момент.

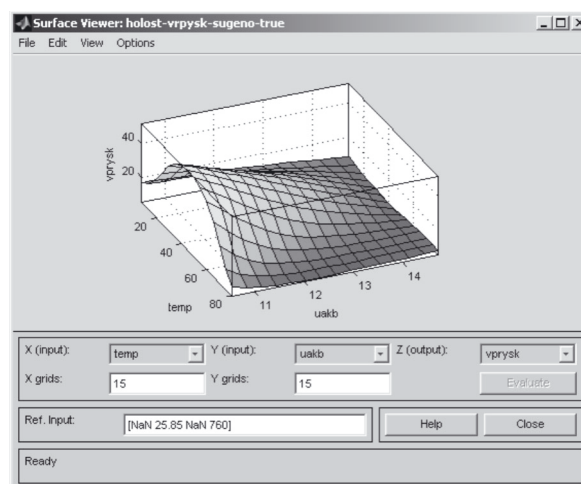
Модель на основе нейронных сетей

Конкретная модель системы управления была получена на основе нейронной сети типа «многослойный перцептрон» с 20 нейронами в скрытом слое. Регрессия по результатам обучения представлена на рис. 7.

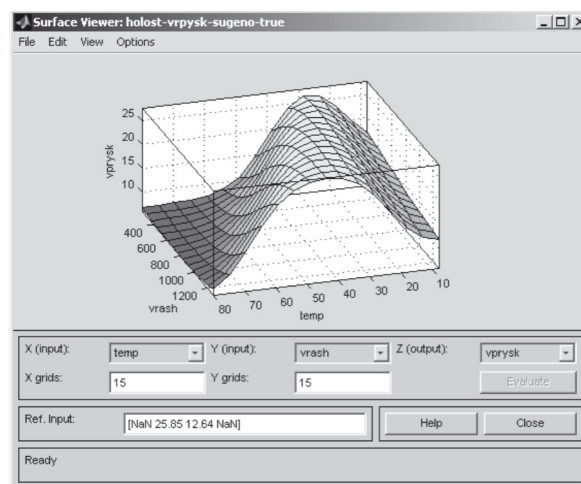
Параметры линейной регрессии свидетельствуют о хорошей согласованности вектора выхода нейронной сети и целевой функции. Это означает, что синтезированная нейронная сеть успешно решает свою задачу. Дополнительным подтверждением этого служит график изменения среднеквадратичной ошибки (рис. 8). При оценке точности обучения и прогнозе на тестовом массиве величина ошибки не превысила 1%. Также из графика следует, что уже на двадцатом шаге обучения величина среднеквадратичной ошибки находится в пределах 5% допуска, что еще раз показывает высокое качество обучения сети.



а



б



в

Рис. 6. Управляющие поверхности для времени впрыска, зависящие от двух параметров: а – температуры охлаждающей жидкости и массового расхода воздуха; б – температуры охлаждающей жидкости и напряжения бортовой сети; в – температуры охлаждающей жидкости и частоты вращения коленчатого вала

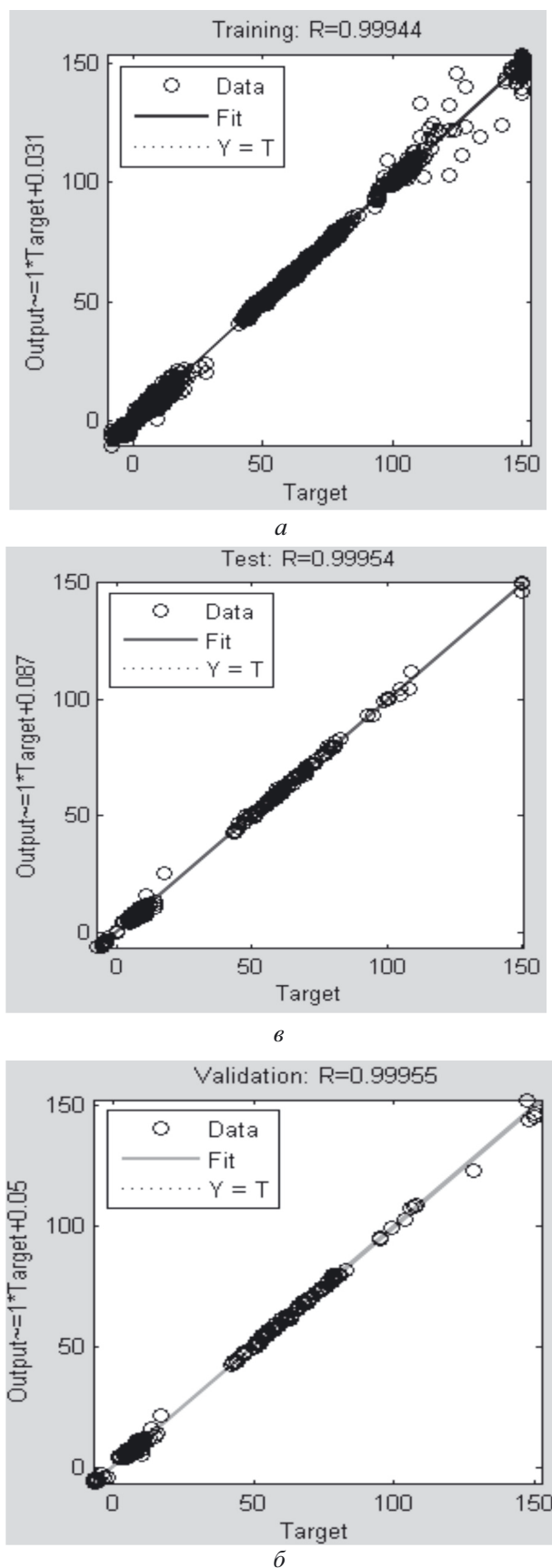


Рис. 7. Графики обучения нейронной сети по этапам:

а – обучение; б – оценка точности обучения;
в – проверка на тестовом массиве данных

Сравнение результатов моделирования

Результаты моделирования можно сопоставить с использованием гибридных сетей Сугено и нейронной сети типа «многослойный перцептрон», сравнив выходные значения моделей с данными реальной СУ ДВС, например, по характеру изменения угла опережения зажигания (рис. 9).

Из графиков на рис. 10 можно сделать вывод о том, что остатки (разница значений для модели и данных реальной СУ ДВС) распределены по нормальному закону. Для модели на основе гибридной сети Сугено (см. рис. 10, а) среднее значение остатков равно -0,3. При этом среднее отклонение составило 1,1, что менее 15% от среднего значения данного управляющего воздействия. Для модели на основе нейронной сети типа «многослойный перцептрон» среднее значение остатков равно 0,1, а среднее отклонение при этом составляет 1,4, что менее 19% от среднего значения данного управляющего воздействия.

Основываясь на данных, приведенных в табл. 3, можно сделать вывод, что погрешности моделей сопоставимы и выходят за пределы 5% от среднего значения управляющего воздействия только в случае с регулированием угла опережения зажигания.

Заключение

Полученные результаты моделирования показывают адекватность обеих реализованных моделей реальной системе управления двигателя ВАЗ 2123 на базе контроллера *BOSCH* 7.9.7+. Таким образом, применение данных под-

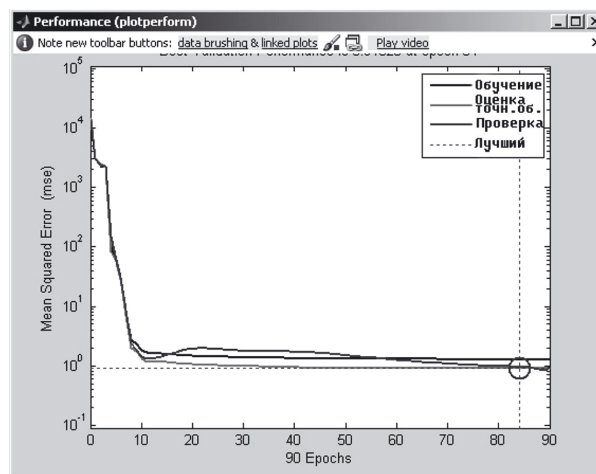


Рис. 8. Изменение среднеквадратичной ошибки в процессе обучения нейронной сети

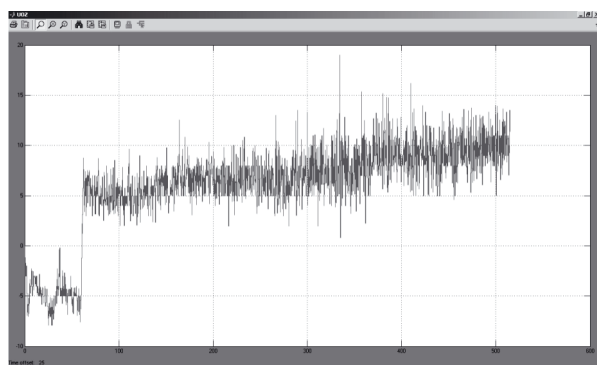
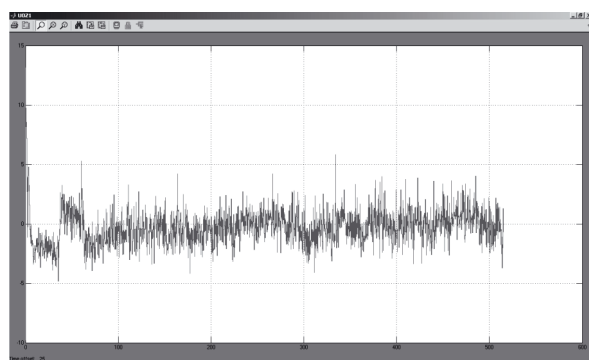
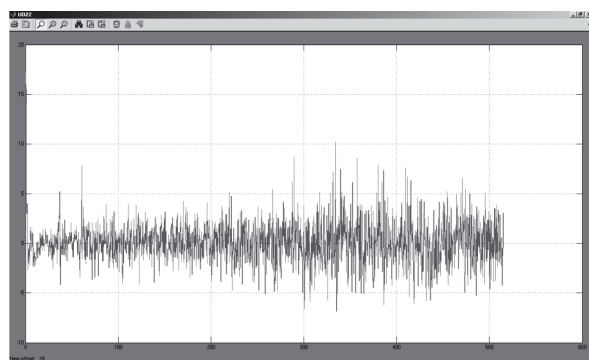


Рис. 9. Процесс регулирования угла опережения зажигания реальной системы



а



б

Рис. 10. График ошибки регулирования УОЗ для модели на основе гибридной сети типа Сугено (а) и модели на основе нейронной сети типа «многослойный перцептрон» (б)

ходов для моделирования работы СУ ДВС является оправданным. При этом модель, построенная на нечеткой логике, работает несколько быстрее, чем модель на основе нейронной сети типа «многослойный перцептрон». Также необходимо отметить особенность модели, созданную на принципах нейронной сети, – при отклонении входных параметров за пределы допустимых значений выходной сигнал изменяется скачкообразно, что недопустимо. Это свидетельствует о том, что на данном этапе гибридные сети являются более адекватным инструментом моделирования процессов управления двигателями внутреннего сгорания. Однако не стоит пренебрегать дальнейшими исследованиями применения нейронных сетей в этой области, так как существуют механизмы контроля допустимости входных значений, а не самое высокое быстродействие в будущем может быть компенсировано более высокой точностью.

В перспективе работа предполагает создание моделей работы СУ ДВС в других режимах с возможностью их взаимной интеграции, что обеспечит эволюционный подход и позволит создать единую комплексную модель с модульной структурой.

Список литературы

1. Пинский Ф.И., Давтян Р.И., Черняк Б.Я. Микропроцессорные системы управления автомобильными двигателями внутреннего сгорания: учеб. пособ. – М.: Легион-Автодата, 2004. – 136 с.
2. Двигатели внутреннего сгорания. В 3 кн. Кн. 1. Теория рабочих процессов: учебник для вузов / В.Н. Луканин, К.А. Морозов, А.С. Хачиян и др.; под ред. В.Н. Луканина. – 2-е изд., перераб. и доп. – М.: Высш. шк., 2005. – 479 с.
3. Гирявец А.К. Теория управления автомобильным бензиновым двигателем. – М.: Стройиз-

Таблица 3

Общая оценка результатов моделирования

№ п/п	Управляющее воздействие	Среднее значение ошибки		Среднее отклонение ошибки	
		Гибрид. сеть	Нейрон. сеть	Гибрид. сеть (% от ср. знач. перемен.)	Нейрон. сеть (% от ср. знач. перемен.)
1	Угол опережения зажигания	-0,3	0,1	1,1(<15%)	1,4(<19%)
2	Время впрыска	-0,00048	0,039	0,175 (<3%)	0,187(<4%)
3	Положение регулятора холостого хода	-0,12	0,032	2,53(<4%)	1,07(<2%)

- дат, 1997. – 173 с.
4. Рынкевич С.А. Адаптивные системы управления АТС // Автомобильная промышленность. 2005. № 6. С. 36.
 5. Moraal P.E. Engine Controller with Adaptive Transient Air/Fuel Control Using a Switching Type Oxygen Sensor. U.S. Patent No 5,682,868. November 4, 1997.
 6. Morizaki S. Fussy Controller and Engine Speed Controller. JP 7110702(A). 1995-04-25.
 7. Палагута К.А., Кузнецов А.В. Система диагностирования впрыскового ДВС по его скоростным характеристикам // Автомобильная промышленность. 2007. № 4. С. 21–24.
 8. Палагута К.А., Чиркин С.Ю. Разработка диспетчера режимов двигателя внутреннего сгорания на основе нечеткой логики // Известия МГИУ. 2009. № 3. С. 8–12.
 9. Базаров Б.И. Расчет и моделирование внешних скоростных характеристик ДВС на альтернативном топливе // Тракторы и сельскохозяйственные машины. 2005. № 12. С. 20.
 10. Леоненков А.В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH. – СПб.: БВХ-Петербург, 2005. – 736 с.

**ПАЛАГУТА
Константин
Алексеевич**

E-mail: palaguta@msiu.ru
Тел. +7 (495) 677-28-39

Доцент кафедры автоматики, информатики и систем управления МГИУ, к.т.н., доцент. Сфера научных интересов – микропроцессорные системы контроля и управления, включая системы искусственного интеллекта; автомобильная электроника, автоматизация усталостных вибрационных испытаний. Автор более 100 научных трудов и 10 изобретений.

**ЧИРКИН
Сергей
Юрьевич**

E-mail: zilovec@narod.ru

Главный инженер проекта центра информационных технологий (ЦИТ) АМО ЗИЛ, аспирант кафедры автоматики, информатики и систем управления МГИУ. Сфера научных интересов – нечеткая логика и ее применение в системах управления. Автор двух научных трудов.

**КУЗНЕЦОВ
Александр
Валерьевич**

E-mail: kaw22@mail.msiu.ru
Тел. +7 (495) 677-28-39

Доцент кафедры автоматики, информатики и систем управления МГИУ, к.т.н. Сфера научных интересов – системы цифровой обработки сигналов, автомобильная электроника. Автор 10 научных трудов.

Материал поступил в редакцию 07.04.2009