

**Список литературы:**

1. Канило П.М. Анализ эффективности и перспектив применения водорода в автомобильном транспорте / П.М. Канило, М.В. Шадрина // Проблемы машиностроения. – 2006. – № 2. – С. 154 – 159. 2. Канило П.М. Перспективы становления водородной энергетики и транспорта / П.М. Канило, К.В. Костенко // Автомобильный транспорт. – Вып. 23 – С. 107-113. 3. Парсаданов И.В. Повышение качества и конкурентоспособности дизелей на основе комплексного топливно-экологического критерия / И.В. Парсаданов – Харьков: Издательский центр НТУ «ХПИ», 2003. – 244 с. – (Монография). 4. Марченко А.П. Проблемы экологизации двигателей внутреннего сгорания / А.П. Марченко, И.В. Парсаданов // Двигатели внутреннего сгорания. – 2005. – №2.– С. 3–8. 5. Канило П.М. Природный газ – наиболее эффективный заменитель нефтяных топлив на автотранспорте / П.М. Канило, Ф.И. Абрамчук, А.П.

Марченко, И.В. Парсаданов // Автомобильный транспорт. – 2008. – Вып. 22. – С. 86 – 92. 6. Жизнь после нефти: альтернативные источники энергии [Электрон. ресурс]/ Стуруа Мэлор, Ф.Чайка, С.Лесков // Известия науки. – 2007. – С. 1–4. – Режим доступа к журн.: [www.inaika.ru](http://www.inaika.ru). 7. Степанов С.Г. Тенденции развития и новые инженерные решения в газификации угля / С.Г.Степанов // Уголь. – 2002. – № 11. – С. 87 – 92. 8. Канило П.М. Водородно-кислородно-плазменные технологии сжигания низкорреакционных энергоносителей / П.М. Канило, В.В. Соловей, В.Е. Костюк, К.В. Костенко // Авиационно-космическая техника и технология. – 2007. – № 1. – С. 57 – 64. 9. Кузык Б.Н. Россия: стратегия перехода к водородной энергетике / Б.Н. Кузык, Ю.В. Яковец ; предисл. С.М.Мионов – М.: Институт экономических стратегий. – 2007. – 400с.

УДК 621.432

**С.А. Сериков, канд. техн. наук, А.А. Дзюбенко, асп.**

**ИДЕНТИФИКАЦИЯ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ  
ДВИГАТЕЛЯ ВНУТРЕННЕГО СГОРАНИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ  
СИСТЕМЫ НЕЧЕТКОГО ВЫВОДА**

**Введение**

Двигатель внутреннего сгорания (ДВС), как объект управления, характеризуется существенной нелинейностью, нестационарностью и многосвязностью, что в значительной мере усложняет процесс идентификации математической модели. При математическом описании термодинамических процессов, происходящих в камере сгорания, и кинематических связей движущихся узлов необходимо учитывать большое количество параметров различных систем двигателя и их взаимодействие. Модели, полученные в виде систем нелинейных дифференциальных уравнений, оказываются чрезвычайно сложными, а их решение сопряжено с рядом трудностей вычислительного характера.

При исследовании особенностей различных режимов работы силовых установок транспортных средств, синтеза и оптимизации законов управления используются математические модели ДВС, к которым предъявляются такие требования как достаточная точность описания статических и динамических процессов, возможность идентификации на основе экспериментальных скоростных, нагрузочных, регулировочных и разгонных характеристик при неполноте или противоречивости данных, эффективность реализации моделирования в математических паке-

тах прикладных программ.

**Анализ публикаций**

Аналитическое описание сложных систем приводит к необходимости идеализации и упрощению некоторых зависимостей, при этом модель может потерять качественные свойства объекта. На практике, зачастую, для получения математической модели конкретного двигателя используют аппроксимацию статических экспериментальных характеристик, полученных в результате стендовых испытаний. В работе [1] при использовании полиномиальной аппроксимации решение полученной модели требует чрезмерно большого объема вычислений. В работе [2] аппроксимация проводилась посредством трехслойных искусственных нейронных сетей. Данный подход позволил автоматизировать процесс аппроксимирования. Такие модели имеют широкие возможности с точки зрения представления нелинейных зависимостей, а также обладают регулярной структурой и позволяют описывать как статические, так и динамические свойства системы.

В работе [3] рассмотрены методы автоматической идентификации информационных параметров силового агрегата автомобиля при непосредственном испытании на стенде, что позволяет в реальном мас-

штабе времени получить силовые и кинематические параметры модели.

Общим недостатком рассмотренных методов идентификации математической модели является необходимость получения большого количества экспериментальных данных, что требует больших финансовых затрат, особенно при построении многомерных моделей.

**Цель и постановка задачи**

Учитывая особенности объекта управления, необходимо разработать простой и эффективный метод идентификации нелинейных зависимостей, обеспечивающий достаточную точность и адекватность математической модели ДВС, который опирается на слабо формализованные эмпирические знания экспертного сообщества и экспериментальные данные, полученные при испытаниях конкретного ДВС.

В условиях, когда в описании технической системы присутствует неопределенность, которая затрудняет применение точных количественных методов, а получить достаточное количество экспериментальных данных невозможно, наиболее эффективным подходом является нечеткое моделирование [4]. Системы нечеткого вывода предназначены для преобразования значений входных переменных процесса управления в выходные переменные на основе использования правил нечетких продукций. Для этого системы нечеткого вывода должны содержать базу правил нечетких продукций и реализовывать нечеткий вывод заключений на основе посылок или условий, представленных в форме нечетких лингвистических высказываний.

**Структурная идентификация**

Рассмотрим процесс идентификации нелинейной зависимости нечеткой базой знаний на примере зависимости  $N_e = f(\beta, n)$  по методу двухэтапной идентификации Ротштейна А.П. [5]. Нечеткий логический вывод будем производить согласно алгоритму Мамдани.

Каждая лингвистическая переменная нечеткой модели описывается характерным для нее термножеством:

$$\beta = \{\tilde{a}_{11}, \tilde{a}_{12}, \tilde{a}_{13}, \tilde{a}_{14}, \tilde{a}_{15}\};$$

$$n = \{\tilde{a}_{21}, \tilde{a}_{22}, \tilde{a}_{23}, \tilde{a}_{24}, \tilde{a}_{25}\};$$

$$N_e = \{\tilde{d}_1, \tilde{d}_2, \tilde{d}_3, \tilde{d}_4, \tilde{d}_5, \tilde{d}_6, \tilde{d}_7\},$$

где  $\beta$  – входная переменная "положение дроссельной заслонки";  $n$  – входная переменная "частота враще-

ния КВ";  $N_e$  – выходная переменная "эффективная мощность ДВС";  $\{\tilde{a}_{11}, \tilde{a}_{12}, \tilde{a}_{13}, \tilde{a}_{14}, \tilde{a}_{15}\}$  – термножество {"закрыта", "приоткрыта", "полуоткрыта", "призакрыта", "открыта"}, которым оценивается переменная  $\beta$ ;  $\{\tilde{a}_{21}, \tilde{a}_{22}, \tilde{a}_{23}, \tilde{a}_{24}, \tilde{a}_{25}\}$  – термножество {"низкая", "ниже.ср.", "средняя", "выше.ср.", "высокая"}, которым оценивается переменная  $n$ ;  $\{\tilde{d}_1, \tilde{d}_2, \tilde{d}_3, \tilde{d}_4, \tilde{d}_5, \tilde{d}_6, \tilde{d}_7\}$  – термножество {"малая", "почти малая", "ниже.ср.", "средняя", "выше.ср.", "почти полная", "полная"}, которым оценивается переменная  $N_e$ .

Описание всех термов осуществляется при помощи функций принадлежности в виде симметричной гауссовой функции

$$\mu_j(x_i) = e^{-\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2},$$

где  $\sigma$  – коэффициент концентрации функции принадлежности;  $c$  – координата максимума функции принадлежности.

Выбор такого типа функции принадлежности обусловлен ее достаточной гладкостью и простотой – она задается лишь двумя параметрами, что позволит сократить размерность задачи оптимизации, на этапе параметрической идентификации. Формализация термов входной переменной  $\beta$  представлена на рис.1.

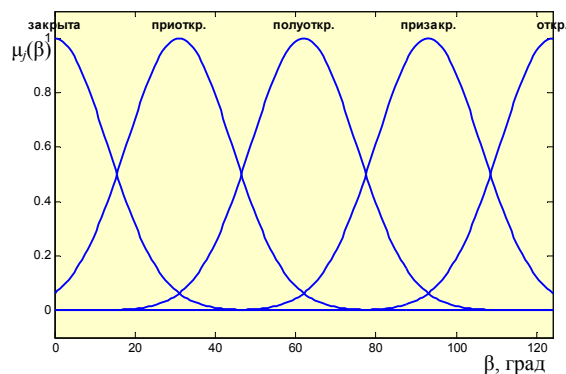


Рис. 1. Графики функций принадлежности входной переменной  $\beta$

Взаимосвязь входных и выходной лингвистических переменных задается экспертными правилами, которые формируют нечеткую базу знаний. Нечеткий вывод Мамдани выполняется по следующей базе знаний:

$$[(\beta = \tilde{a}_{1j_1}) \cap (n = \tilde{a}_{2j_1}) \cup (\beta = \tilde{a}_{1j_2}) \cap (n = \tilde{a}_{2j_2}) \cup \dots \cup (\beta = \tilde{a}_{1j_k}) \cap (n = \tilde{a}_{2j_k}) \text{ с весом } w_j] \Rightarrow N_e = \tilde{d}_j,$$

где  $a_{ij_p}$  – терм, которым оценивается переменная  $x_i$  в конъюнкции  $jp$ ;  $\cap \cup$  – логическая операция "И" или "ИЛИ", связывающая фрагменты антецедента  $j$ -го правила,  $j = \overline{1, m}$ ;  $k$  – количество конъюнкций в  $j$ -м правиле;  $w_j \in [0, 1]$  – весовой коэффициент  $j$ -го правила;  $m$  – количество правил в базе знаний, соответствует количеству термов описывающих выходную переменную.

В нечетком выводе Мамдани логическая операция И обычно реализуется операцией минимума, а ИЛИ – операцией максимума. Таким образом, степень выполнения посылки  $j$ -го правила для текущего входного вектора рассчитывается так:

$$\mu_j(X^*) = w_j \cdot \{\min[\mu_j(\beta^*), \mu_j(n^*)]\}, \quad j = \overline{1, m},$$

где  $X^* = [\beta, n]$  – входной вектор модели.

Тогда результат нечеткого вывода можно представить в виде

$$\tilde{N}_e^* = \left( \frac{\mu_1(X^*)}{\tilde{d}_1}, \frac{\mu_2(X^*)}{\tilde{d}_2}, \dots, \frac{\mu_7(X^*)}{\tilde{d}_7} \right).$$

Особенность этого нечеткого множества заключается в том, что его носителем является множество нечетких термов  $\{\tilde{d}_1, \tilde{d}_2, \dots, \tilde{d}_m\}$ . Для перехода к нечеткому множеству на носителе  $[N_{e \min}, N_{e \max}]$  выполним операции импликации и агрегирования. Тогда результат логического вывода по  $j$ -му правилу базы знаний примет следующее нечеткое значение выходной переменной  $N_e$ :

$$\tilde{d}_j^* = \text{imp}[\tilde{d}_j, \mu_j(X^*)], \quad j = \overline{1, m},$$

где  $\text{imp}$  – импликация, которая в нечетком выводе реализуется операцией минимума, т.е. «срезанием» функции принадлежности  $\mu_{d_j}(N_e)$  по уровню  $\mu_j(X^*)$ .

Математически это записывается так:

$$\tilde{d}_j^* = \int_{N_{e \min}}^{N_{e \max}} \frac{\min[\mu_j(X^*), \mu_{d_j}(N_e)]}{N_e}.$$

Результат логического вывода по всей базе знаний находим агрегированием нечетких множеств:

$$\tilde{N}_{e_j}^* = \text{agg}\{w_1 \cdot \tilde{d}_1, w_2 \cdot \tilde{d}_2, w_3 \cdot \tilde{d}_3, \dots, w_7 \cdot \tilde{d}_7\},$$

где  $\text{agg}$  – агрегирование нечетких множеств, которое реализуется операцией нахождения максимума.

Четкое значение выхода  $N_e$ , соответствующее входному вектору  $X^*$ , определяем посредством де-

фаззификации нечеткого множества  $\tilde{N}_e$  с использованием метода центра тяжести:

$$N_e = \frac{\int_{N_{e \min}}^{N_{e \max}} N_e \cdot \mu_{\tilde{N}_e}(N_e) dN_e}{\int_{N_{e \min}}^{N_{e \max}} \mu_{\tilde{N}_e}(N_e) dN_e}.$$

Полученная, на этом этапе, модель нечеткого вывода позволяет грубо смоделировать характер поведения искомой зависимости. Результат работы нечеткой модели на этом этапе приведен на рис.2.

### Параметрическая идентификация

Для проведения параметрической идентификации нечеткой модели, сформируем обучающую выборку данных "входы-выход":

$$(X_r, N_{er}), \quad r = \overline{1, M},$$

где  $X_r = (\beta_r, n_r)$  – входной вектор в  $r$ -м примере обучающей выборки;  $N_{er}$  – выход соответствующий  $r$ -примеру.

Найдем среднеквадратичную ошибку на обучающей выборке для исходной модели

$$R = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (y_r - F(X_r))^2},$$

где  $F(X_r)$  – значение выхода нечеткой модели при значении входов заданных вектором  $X_r$ .

Значение ошибки составляет 8,3 кВт, это говорит о том, что полученная нечеткая модель описывает только общее поведение искомой зависимости без привязки к конкретному ДВС. Точки значений экспериментальных данных и значений исходной нечеткой модели приведены на рис.3.

Пусть настраиваемые параметры нечеткой модели содержатся в векторах

$$P = (\sigma_{\beta 1}, c_{\beta 1}, \dots, \sigma_{\beta 5}, c_{\beta 5}, \sigma_{n 1}, c_{n 1}, \dots, \sigma_{N_e 5}, c_{N_e 5}, \sigma_{N_e 1}, c_{N_e 1}, \dots, \sigma_{N_e 7}, c_{N_e 7}),$$

и

$$W = (w_1, w_2, w_3, w_4, w_5, w_6, w_7),$$

где  $P$  – вектор параметров  $\sigma$  и  $c$  функций принадлежности термов входных и выходной переменных;  $W$  – вектор весовых коэффициентов  $w_j$  экспертных правил нечетких продукций.

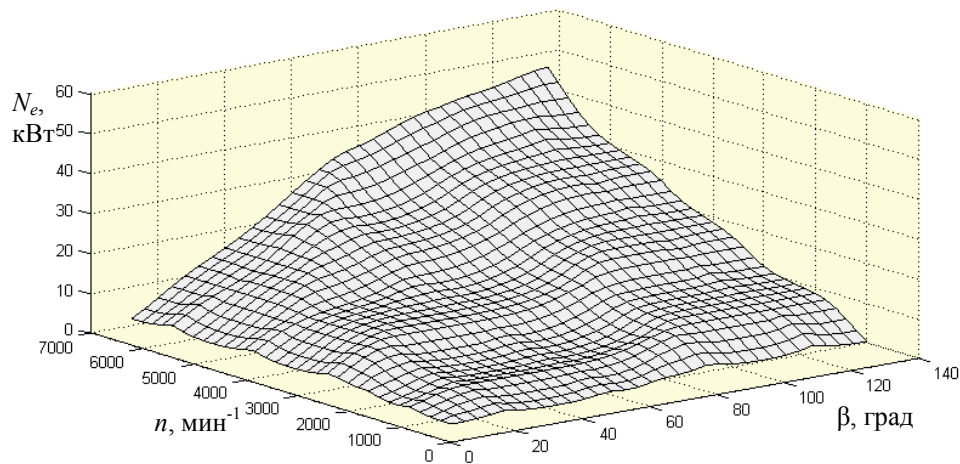


Рис. 2. Результат нечеткого моделирования на этапе структурного синтеза

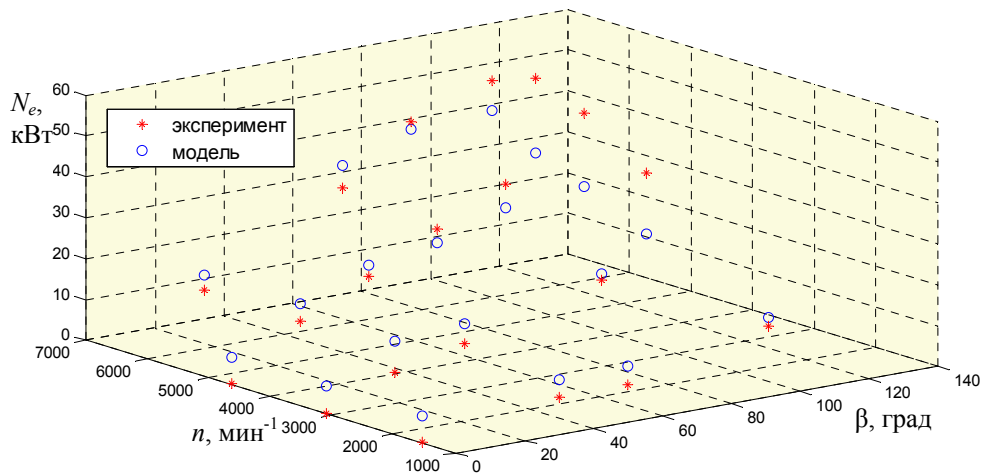


Рис. 3. Точки значений

\* – экспериментальных данных; о – вывода нечеткой модели

Задача параметрической идентификации нечеткой модели сводится к нахождению векторов  $P$  и  $W$ , обращающих в минимум функционал качества:

$$R = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (y_r - F(P, W, X_r))^2} \rightarrow \min .$$

Для обеспечения линейной упорядоченности элементов терм-множеств на элементы вектора  $P$  налагаются соответствующие ограничения. Кроме того, ядра нечетких множеств не должны выходить за пределы изменения диапазонов соответствующих переменных. Координаты вектора  $W$  должны находиться в диапазоне  $[0, 1]$ .

По завершении параметрической идентификации значение среднеквадратичной ошибки на обу-

чающей выборке уменьшилось до 0,86 кВт. Сравнительный анализ результатов структурной и параметрической идентификации можно провести по поверхностям, представленным на рис.4.

В процессе выполнения параметрической идентификации может произойти переобучение системы, которое характеризуется возрастанием невязки на промежуточных (тестовых) точках, не вошедших в обучающую выборку. С целью выявления факта переобучения, результат настройки анализируется на каждой итерации (рис.5). Оптимальными параметрами нечеткой модели являются те, что соответствуют глобальному минимуму невязки на тестовой выборке.

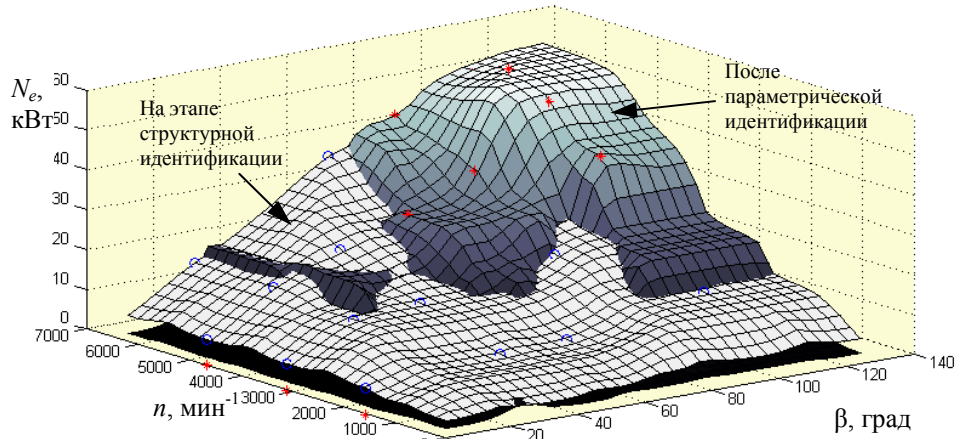


Рис. 4. Результат параметрической идентификации нелинейной зависимости  $N_e = f(\beta, n)$

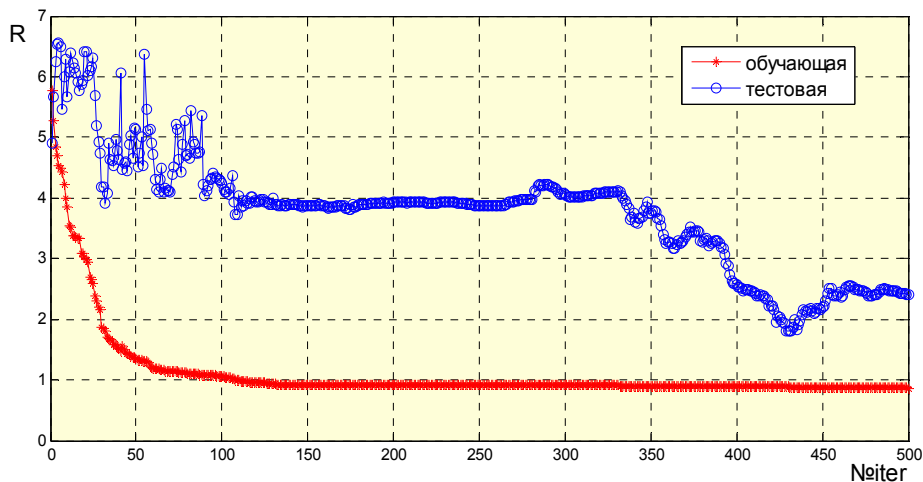


Рис. 5. Измерение ошибки нечеткой модели в процессе адаптации

**Выводы**

Исследован метод идентификации математической модели ДВС с использованием системы нечеткого вывода.

Рассмотренная двухэтапная процедура идентификации предполагает на первом этапе получение грубой модели ДВС на основе формализации эмпирических знаний экспертного сообщества о конкретном типе двигателей. Качество полученной грубой модели допускает ее использование для определения управляющих воздействий на двигатель в требуемых тягово-скоростных режимах. Это дает возможность перейти ко второму этапу идентификации, который заключается в точной настройке модели на конкретный двигатель.

**Список литературы:**

1. Куделин О.Г. Решение уравнения вихревого движения вязкости газа в цилиндре ДВС в аналитическом виде / О.Г. Куделин, О.Н. Лебедев // Теплофизика и аэродинамика. – 2005. – Т. 12, №4. — С. 609-614.
2. Сериков С.А. Оптимизация управления перераспределением мощности между агрегатами гибридной силовой установки / С.А. Сериков // Автоматика 2008: доклады XV международной конференции по автоматическому управлению: междунар. науч.-техн. конф., 23-26 сент. 2008 г.: тезисы докл. – Одесса, 2008. – С. 525-528.
3. Науменко Б.С. Методы автоматической идентификации информационных параметров силового агрегата автомобиля при испытаниях на стенде / Б.С. Науменко, Р.И. Саватеев // Сборник научных трудов СевКавГТУ – 2007. – №3. – С.45-47.
4. Штовба С.Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB / Сергей Дмитриевич Штовба. – М.: Горячая линия. – 2007. – 288 с.
5. Ротштейн А.П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткая логика, генетические алгоритмы, нейронные сети / А.П. Ротштейн. – В.: УНИВЕРСУМ-Винница. – 1999. – 320 с.