

СОВЕРШЕНСТВОВАНИЕ УПРАВЛЕНИЯ ДВИГАТЕЛЯМИ ВНУТРЕННЕГО СГОРАНИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ НЕЧЕТКИХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Осетров А.Д.

(Старооскольский технологический институт (филиал государственного образовательного учреждения высшего профессионального образования «Московский государственный институт стали и сплавов (технологический университет)», Старый Оскол)
stqwer@mail.ru

Рассматриваются основные проблемы, связанные с решением задач управления, и преимущества использования алгоритмов нечетких нейронных сетей для оптимизации процесса управления двигателем внутреннего сгорания.

Ключевые слова: двигатель внутреннего сгорания, искусственный интеллект, нечеткая нейронная сеть.

Введение

Мировые производители автомобилей уже давно обратили внимание на системы искусственного интеллекта, в частности, на нечеткую логику, которая уже управляет двигателями внутреннего сгорания почти всех современных японских и американских автомобилей. Однако эти производители тщательно скрывают свои разработки, основанные на многолетних дорогостоящих исследованиях и экспертном опыте.

Исследования решений задач управления двигателями внутреннего сгорания, основанных на системах искусственного интеллекта, являются достаточно актуальными, так как отечественные производители автоэлектроники по-прежнему исполь-

зуют классические алгоритмы и методы, которые обладают рядом недостатков.

1. Система управления двигателями внутреннего сгорания (ДВС)

Рассмотрим обобщенную модель системы управления ДВС с распределенным впрыском [4].

Она состоит из трех групп компонентов: датчиков, исполнительных механизмов и блока управления.

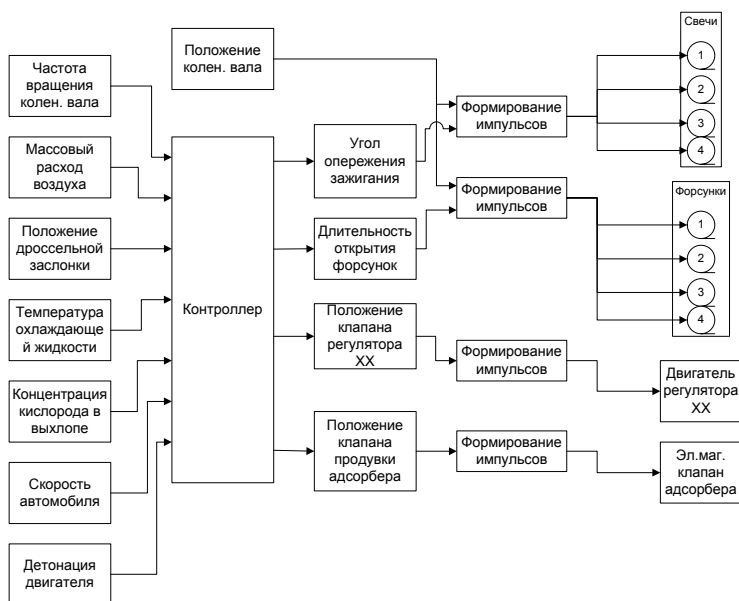


Рис 1. Схема модели системы управления ДВС.

Датчики снимают показания о:

- положении и частоте вращения коленчатого вала,
- массовом расходе воздуха,
- положении дроссельной заслонки,
- температуре охлаждающей жидкости,

- концентрации кислорода в выхлопе,
- скорости автомобиля,
- детонации двигателя.

Исполнительными механизмами являются:

- свечи зажигания,
- форсунки,
- регулятор холостого хода,
- электромагнитный клапан адсорбера.

Блок управления состоит из контроллера и систем формирования управляющего воздействия на исполнительные механизмы.

Контроллер решает четыре основные задачи. Вычисляет:

- угол опережения зажигания,
- длительность импульсов открытия форсунок,
- положение клапана регулятора холостого хода,
- положение клапана продувки адсорбера.

2. Проблемы проектирования систем управления ДВС

Сложность систем управления ДВС в последние годы значительно возросла – как в связи с ужесточением экологических норм и требований к снижению расхода топлива, так и вследствие форсирования двигателей: они стали более «нежными», требуя такого же нежного с ними обращения (со стороны системы управления, разумеется). Несмотря на то, что основных параметров регулирования всего два – подача топлива и момент зажигания, – системы управления типа PID-регуляторов в данном случае не годятся, так как алгоритм управления в значительной степени зависит от скорости вращения двигателя и нагрузки. Полная математическая модель ДВС слишком сложна и до сих пор не создана. Из-за этого большинство систем управления ДВС используют табличную модель, полученную экспериментальным путем на испытаниях и с учетом опыта экспертов. Серьезный недостаток такой модели – сложность создания многомерных таблиц и большой объем памяти, требуемый для

их записи, тем более, если выходной параметр формируется в зависимости от трех и более входных.

Сложность задачи заключается в том, что мы не можем создать точную математическую модель с регулируемыми в процессе эксплуатации внутренними параметрами. Регулируемые параметры необходимы для того, чтобы нормализовать работу двигателя в таких случаях, как:

- незначительный, не требующий замены, износ или притирание движущихся частей двигателя в процессе эксплуатации;
- замена движущихся частей двигателя;
- смещение показаний датчиков в процессе эксплуатации;
- изменение условий эксплуатации автомобиля (давление, влажность и температура воздуха, используемое топливо, особенности управления автомобилем (скорость, мощность, экономичность));
- конструктивные изменения двигателя.

Еще одной важной особенностью является то, что в разрабатываемом алгоритме должно использоваться как можно меньше требуемой памяти и времени вычислительного процесса. Это связано с тем, что рыночная стоимость микропроцессоров значительно зависит от их характеристик. К тому же, выполнив эти требования, удастся уменьшить период регулирования, который по современным требованиям не должен быть более 1 миллисекунды.

Разрабатываемый алгоритм должен удовлетворять следующим требованиям:

- алгоритм системы должны быть достаточно быстрым в работе, следовательно, максимально простым;
- алгоритм системы должен быть гибким и универсальным;
- алгоритм системы должен содержать минимальное количество регулируемых параметров;
- алгоритм в ходе настройки должен аппроксимировать входные параметры с достаточной точностью;

- размерность алгоритма не должна зависеть от количества выборок данных, используемых в процессе настройки.

Для того чтобы реализовать данные требования нам потребуется использование методов искусственного интеллекта. В настоящий момент их разработано достаточно большое количество, поэтому главной задачей будет являться выбор наиболее подходящего алгоритма для выдвинутых требований.

3. Нечеткие нейронные сети (ННС)

Из существующих методов и алгоритмов искусственного интеллекта наибольший интерес представляют нейронечеткие сети, обладающие достоинствами как нейронных сетей, таких, как обучаемость и параллелизм, так и нечеткой логики со способностями к логическому описанию процессов и ручной корректировке функций принадлежности [3].

Рассмотрим, например, структуру ННС Ванга-Менделя [1]. Она состоит из четырех слоев:

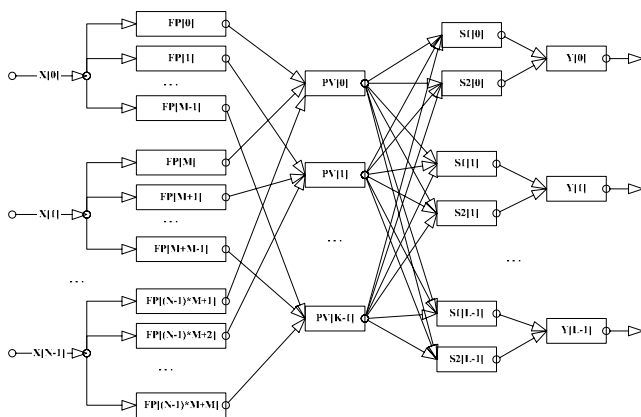


Рис. 2. Структура ННС Ванга-Менделя.

Слой I состоит из нейронов-фазификаторов и выполняет раздельную фазификацию каждой переменной по функциям

принадлежности (FP). Выходы данного слоя рассчитываются по формуле:

$$(1) \quad FP[i \cdot M + j] = \frac{1}{1 + \left(\frac{X[i] - C[i \cdot M + j]}{D[i \cdot M + j]} \right)^2}$$

где $i = 0..N - 1$, $j = 0..M - 1$, M – количество функций принадлежности для каждой переменной, $C[i \cdot M + j]$ (центр) и $D[i \cdot M + j]$ (ширина) – это нелинейные параметры сети, описывающие функцию Гаусса.

Слой II состоит из нейронов-правил и определяет уровни активации правил вывода (PV). Выходы данного слоя рассчитываются по формуле:

$$(2) \quad PV[i] = \prod_{j=0}^{N-1} FP[j]$$

где $i = 0..K - 1$, а $K = M^N$.

Слой III состоит из двух типов нейронов-сумматоров, один из которых ($S1$) производит агрегирование правил вывода, а второй ($S2$) – агрегирование взвешенных правил вывода. Выходы нейронов рассчитываются по формулам:

$$(3) \quad S1[j] = \sum_{i=0}^{K-1} W[j, i] \cdot PV[i],$$

$$(4) \quad S2[j] = \sum_{i=0}^{K-1} PV[i].$$

где $j = 0..L - 1$, L – количество выходов сети, $W[j, i]$ – линейные параметры сети, определяющие весовые коэффициенты применяемого правила.

Слой IV содержит нейроны-нормализаторы и нормализует выходные переменные сети Y . Его выход рассчитывается по формуле:

$$(5) \quad Y[i] = S1[i] / S2[i], \text{ где } j = 0..L - 1.$$

Данная сеть содержит два параметрических слоя – первый и третий.

В первом слое каждый нейрон хранит два нелинейных параметра сети C и D , которые определяют функцию принадлежности Гаусса.

В третьем слое хранятся линейные параметры сети W , определяющие весовые коэффициенты правил и значения выходных переменных.

Обучение нейронечетких сетей осуществляется в три этапа.

Самоорганизация, включающая алгоритмы, такие как *С-means*, пикового группирования, Густафсона-Кесселя и т.д., позволяют оптимизировать структуру сети, в точности выявить зависимости в обучающих выборках и избавиться от избыточных связей и элементов сети.

Обучение, включающее алгоритмы минимизации (градиентного спуска, покоординатного спуска и т.д.), позволяющие точно подогнать параметры сети по обучающей выборке для моделирования процесса.

Адаптация, включающая алгоритмы, позволяющие оптимизировать параметры сети в процессе эксплуатации.

4. Преимущества нечетких нейронных сетей

Нейронечеткую сеть можно обучить достаточно точно, взяв более большую выборку и потребовав более высокую точность обучения. Увеличение размеров обучающей выборки не влияет на размеры сети и скорость прохождения сигнала по сети, а повлияет только на скорость обучения. Количество хранимой информации о нейронечеткой сети минимальна, так как она содержит только параметры сети.

Важнейшим преимуществом нейронечеткой сети является возможность построения одной сети для вычисления нескольких выходных значений по нескольким входным. Параллельность прохода сигналов по сети, как утверждают поклонники нейронных сетей, увеличивает скорость обработки информации [2].

Также преимуществом нейронечетких сетей является то, что они способны аппроксимировать функции любой степени нелинейности. Для обучающей выборки можно брать любые значе-

ния с произвольным изменяемым непостоянным периодом дискретизации.

Знания предметной области для аналитика не обязательны, так как нейронечеткие сети являются универсальным аппроксиматором.

Заключение

Непрерывная оптимизация процесса управления, которая достигается использованием алгоритмов нечетких нейронных сетей, позволит поддерживать максимально возможные эксплуатационные характеристики, не зависимо от износа, ремонта или же форсирования двигателя, его подсистем и механизмов. Чтение автоматически корректированной базы знаний системы дает возможность провести детальный анализ работы двигателя, что полезно не только для испытателей и служб автосервиса, но и для получения экспериментальных научных данных с целью построения математической модели рассмотренного объекта.

Литература

1. ОСОВСКИЙ С. *Нейронные сети для обработки информации* / Пер. с польского И.Д. Рудинского. М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
2. НАЗАРОВ А.В., ЛОСКУТОВ А.И. *Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации систем*. СПб.: Наука и Техника, 2003. – 384 с.
3. ЯРУШКИНА Н.Г. *Основы теории нечетких и гибридных систем*: Учеб. пособие. М.: Финансы и статистика, 2004. – 320 с.
4. РОСС ТВЕГ. *Системы впрыска бензина. Устройство, обслуживание, ремонт*. М.: ЗАО «КЖИ «За рулем», 2004. – 144 с.