

ОБЗОР МЕТОДОВ НАСТРОЙКИ ЛИНГВИСТИЧЕСКИХ ПЕРЕМЕННЫХ

Климец Ю.В.,

научный руководитель канд. техн. наук Липинский Л.В.
*Сибирский государственный аэрокосмический университет
имени академика М.Ф. Решетнева*

Создание прикладных интеллектуальных систем управления и их внедрение в различные сферы человеческой деятельности показали высокую эффективность использования современных информационных технологий при управлении слабо формализуемыми объектами и процессами. Широкое развитие получили нечеткие системы, использующие средства нечеткого управления. Типичным представителем такой системы является контроллер, работающий с базой нечетких правил и реализующий операции нечеткой алгебры при формировании нечеткого вывода [1]. Преимуществами нечеткой логики являются эффективность и простота выражения неформальных знаний человека. Но при этом на сегодняшний момент не существует формальных процедур проектирования нечетких систем, а доступные методы создания нечетких контроллеров весьма немногочисленны. Более того, оценить производительность нечеткого контроллера можно только после его создания.

Используя нечеткие множества, динамическое поведение системы можно описать при помощи нечетких правил, основанных на экспертных данных. Под нечетким правилом «если – то» понимается правило вида: ЕСЛИ (множество состояний удовлетворяются), ТО (множество следствий можно вывести) следующим образом: ЕСЛИ X есть A_i и Y есть B_i , ТО Z есть C_i [2]. Лингвистические переменные X , Y являются предпосылками правила, а Z – следствием правила. A_i , B_i , C_i суть возможные значения лингвистических переменных. Они называются лингвистическими терминами, выражающими понятие нечеткости, и предоставляются нечеткими множествами [2].

Для эффективной работы нечеткого контроллера используются различные методы настройки лингвистических переменных:

1) Прямые и косвенные методы настройки лингвистических переменных

Существует ряд методов построения по экспертным оценкам функции принадлежности нечеткого множества. Можно выделить две группы методов: прямые и косвенные методы.

Прямые методы определяются тем, что эксперт непосредственно задает правила определения значений функции принадлежности, характеризующей данное понятие. Примеры прямых методов: эксперт непосредственно задает правила определения значений функции принадлежности таблицей, формулой, перечислением. Эти значения согласуются с его предпочтениями на множестве объектов.

В косвенных методах значения функции принадлежности выбираются таким образом, чтобы удовлетворять заранее сформулированным условиям. Экспертная информация является только исходными данными для дальнейшей обработки. Дополнительные условия могут налагаться как на вид получаемой информации, так и на процедуру обработки. Примерами дополнительных условий могут служить следующие: функция принадлежности должна отражать близость к заранее выделенному эталону; объекты множества являются точками в параметрическом пространстве; результатом процедуры обработки должна быть функция принадлежности, удовлетворяющей условиям интерактивной шкалы; при попарном сравнении объектов, если один объект оценивается в k раз сильнее, чем другой, то второй объект оценивается в Vk раз сильнее, чем первый.

Функция принадлежности может отражать как мнение группы экспертов, так и мнение одного эксперта. Следовательно, возможны, по крайней мере, четыре группы методов: прямые и косвенные для одного эксперта, прямые и косвенные для группы экспертов.

Различают прямые методы одного эксперта и группы экспертов. Прямые методы одного эксперта состоят в непосредственном задании функции, позволяющей вычислять значения. При использовании прямых методов группы экспертов возможна интерпретация функции принадлежности как вероятности, определяемой по формуле Байеса. Первоначально определяется то максимальное количество классов, которое может быть описано данным набором параметров. Система должна состоять из классов, представляющих противоположные события. Эксперты оценивают в процентах степень проявления каждого класса из названного перечня. Однако в некоторых случаях мнение эксперта очень трудно выразить в процентах, поэтому более приемлемым способом оценки функции принадлежности будет метод опроса. Оцениваемое состояние предъявляется большому числу экспертов, и каждый имеет один голос. Он должен однозначно отдать предпочтение одному из классов заранее известного перечня. Значение функции принадлежности вычисляется по формуле вероятности [3].

Косвенные методы также могут быть использованы одним экспертом или группой. Среди косвенных методов определения функции принадлежности одним экспертом наибольшее распространение получил метод парных сравнений. Метод построения функции принадлежности на основе парных сравнений основан на обработке матриц оценок, отражающих мнение эксперта об относительной принадлежности элементов множеству или степени выраженности у них свойства, формализуемого множеством. Использование этого метода заключается в необходимости нахождения собственного вектора матрицы парных сравнений, которая задается с помощью специально предложенной шкалы. Причем сложность метода увеличиваются с ростом размерности универсального множества, на которой задается лингвистический терм [3].

Могут быть использованы различные косвенные методы группы экспертов: определение функции принадлежности на основе интервальных оценок. Данный метод применяется для формализованного представления задач выбора, в которых отсутствует четкая грань между допустимым и недопустимым (в пространстве неуправляемых параметров) и между идеальным и неудовлетворительным состояниями (в пространстве критериев). Определения нечеткого подмножества путем опроса экспертов, которые могут поставить коэффициенты степени предпочтения перед элементами в упорядоченной последовательности, усиливая или ослабляя отношение предпочтения. Данный метод построения функций принадлежности основан на использовании нечетких чисел, приблизительно равных некоторому четкому числу, и приближенных интервальных оценок, отражающих мнения экспертов по рассматриваемому вопросу. Задача сводится к отысканию параметров заранее заданной (экспоненциальной) функции, при решении которой используются результаты экспертного опроса.

Возможно сочетание преимуществ косвенных методов в их простоте и стойкости к искажениям ответов экспертов и преимущества прямых методов, позволяющих получить непосредственно значения степени принадлежности. Выборку объектов необходимо проводить так, чтобы достаточно равномерно представить степень принадлежности по отношению к рассматриваемому нечеткому множеству. Оценка позиции по шкале каждого объекта определяется посредством медианы из распределений значений принадлежности [3].

2) Идентификация лингвистического термина по максимуму функции принадлежности (в случае дискретного выхода).

Вычислительную часть такого алгоритма можно реализовать, построив на основе матрицы знаний матрицу значений функций принадлежности и выполнив над ними операции \min и \max . Адекватность моделей, которые описываются нечеткими базами знаний, данным эксперимента определяется типом и качеством настройки функций принадлежности, с помощью которых лингвистические оценки параметров модели превращаются в количественную форму [3]. Но поскольку функции принадлежности в свою очередь определяются экспертными методами, то адекватность нечеткой модели в целом также зависит от квалификации экспертов. Кроме того, далеко не всегда существует возможность привлечения эксперта, который бы промоделировал тот или иной объект (процесс), что может быть связано с его сложностью или определенной новизной и как следствие - недостаточным освоением. В связи с этим возникает вопрос о возможности автоматизации процесса построения нечетких баз знаний, которые моделируют указанные объекты, на основе имеющихся экспериментальных данных, полученных в результате их исследования. Суть рассматриваемого метода состоит в том, что в результате обработки экспериментальной выборки данных с помощью ЭВМ определяются такие параметры функций принадлежности нечетких термов и такие веса нечетких правил, которые минимизируют расхождение между результатами нечеткого логического вывода и экспериментальными данными [3]. Для решения соответствующей задачи оптимизации используется техника генетических алгоритмов.

3) Настройка лингвистических переменных с помощью искусственных нейронных сетей.

Искусственные нейронные сети могут настраивать свои параметры (весовые коэффициенты) на основе выборки данных. Но при этом, реализуемые ими функции часто не поддаются понятной интерпретации. Поэтому рекомендуется комбинировать аппараты нечеткой логики (для определения множества термов и базы решающих правил) и искусственных нейронных сетей (для первоначальной настройки и подстройки модели в процессе эксплуатации), чтобы объединить преимущества каждого из них, и при этом компенсировать их недостатки.

В ходе анализа получаемых результатов, установлено, что при построении нейро-нечеткой модели регулярно получались близко расположенные (практически сливающиеся) друг к другу термы. Это, с одной стороны, может привести к нарушению правила разграничения понятий, а с другой стороны приводит к излишней неоправданной усложненности структуры модели. Дальнейшее изучение показало, что это вызвано, с одной стороны, отсутствием четких рекомендаций по выбору настроечных коэффициентов по выбору. Автором исследования предложена возможность упрощения структуры модели, получаемой на основе выборки, за счёт сокращения или объединения термов. Сокращение предлагается проводить по двум направлениям: уменьшить количество решающих правил и объединить близко расположенные функции принадлежности [2]. Сокращение решающих правил заключается в выявлении и удалении решающих правил, которые оказывают наименьшее влияние на результат. Каждое из решающих правил вносит свой вклад в конечный результат со своим весом. Таким образом, базу правил можно сократить, удалив из неё правила, которые имеют низкий весовой коэффициент, т.е. оказывают слабое влияние, при получении результата. Предложено ранжировать все правила из исходной базы по степени их влияния на конечный результат. Далее последовательно исключаются решающие правила с наименьшим рейтингом. Исключение правил

продолжается до тех пор, пока ошибка модели не будет превышать задаваемого допустимого значения, установленного с учётом специфики технической системы [2].

Вторым направлением сокращения и повышения прозрачности модели является слияние близко расположенных функций принадлежности. Особенностью нейро-нечётких систем является то, что каждый терм входной переменной может участвовать только в одном правиле. Это связано с особенностями представления нечётких систем в виде искусственной нейронной сети и настройки её параметров. В результате одно и то же состояние системы описывается несколькими близкорасположенными термами, что ухудшает понимание работы модели и процесса получения конечного результата. К тому же при этом нарушается правило разграничения понятий, описываемых термами. Объединение термов предлагается производить путём усреднения параметров двух функций принадлежности (в случае функций принадлежности Гауссова типа, это параметры центра и масштаба). Учитывая, что каждый терм является лишь аппроксимацией какого-либо состояния системы, такой метод объединения позволит наиболее точным образом описать состояния системы. В дополнение, для подстройки модели с учётом внесённых изменений в функции принадлежности перенастраиваются коэффициенты заключений решающих правил в искусственной нейронной сети. Процедуру слияния термов предлагается проводить до тех пор, пока минимальное расстояние между центрами термов лингвистической переменной не станет превышать заданную величину. Другим критерием останова будет неспособность модели обеспечить заданную точность за заданное число эпох в процессе перенастройки коэффициентов заключений решающих правил после слияния функций принадлежности пары термов [2]. Практическая апробация разработанного алгоритма сокращения нейро-нечёткой модели показала, что разработанный алгоритм слияния функций принадлежности позволяет сократить структуру модели и повысить её прозрачность.

4) Настройка лингвистических переменных методом генетического алгоритма.

При этом оптимизационному алгоритму необходимо найти массив точек, которые представляют собой вершины термов лингвистических переменных. Основную сложность при оптимизации термов лингвистических переменных составляет кодирование терм в бинарную строку. Это связано со следующими фактами (проблемами):

- каждая лингвистическая переменная имеет свой диапазон изменения, соответственно, разные переменные изменяются в разных диапазонах, а для использования оптимизационного алгоритма необходимо, чтобы все переменные имели одинаковый диапазон варьирования;

- в каждой лингвистической переменной должен соблюдаться строгий порядок расположения ее термов (к примеру, ... «отрицательное среднее», «отрицательное малое», «ноль»), который в ходе оптимизации не должен нарушаться;

- термы должны покрывать весь интервал изменения переменной, т.е. между термами не должно существовать разрывов.

Данные проблемы можно обойти, если наложить на решение множество ограничений, но тогда вместо задачи безусловной оптимизации пришлось бы решать задачу условной оптимизации, что гораздо сложнее.

Первая проблема решается достаточно просто - для каждой лингвистической переменной составляется своя масштабная функция вида $f_M(x) = k \cdot (x - l_1) + l_{M1}$, в результате применения которой диапазоны изменения переменных становятся одинаковыми. Здесь, x – исходная координата вершины терма по оси абсцисс, $k = d/D$ – коэффициент масштаба, $d = (l_2 - l_1)$ – ширина интервала изменения переменной до

масштабирования, $D = (I_{M2} - I_{M1})$ – ширина интервала изменения переменной после масштабирования, I_1 и I_2 – левая и правая границы изменения переменной до масштабирования, I_{M1} и I_{M2} – левая и правая границы изменения переменной после масштабирования, $f_M(x)$ – промасштабированная абсцисса вершины [4].

Для решения второй проблемы необходимо применить сортировку к массиву точек, представляющих собой вершины термов, найденных оптимизационным алгоритмом, и затем присваивать отсортированные значения вершинам термов. Порядок следования вершин (нумерация) устанавливается заранее [4].

При анализе методов настройки лингвистических переменных установлено, что оптимизация только базы правил при фиксированных значениях термов, либо только настройка лингвистических переменных при фиксированной базе правил не позволяет в достаточной степени настроить нечеткую систему управления на решаемую задачу. Возникает необходимость одновременной настройки термов лингвистических переменных и базы правил.

Библиографический список

1. Горькавый М.А., Соловьев В.А. Автоматизация синтеза нечетких подсистем экспертной системы промышленного предприятия. [Текст] / Горькавый М.А., Соловьев В.А. – М.: Ученые записки, 2010.
2. Митюшин Ю.И., Мокин Б.И., Ротштейн А.П. Soft Computing: идентификация закономерностей нечеткими базами знаний. [Текст] / Митюшин Ю.И., Мокин Б.И., Ротштейн А.П. – М.: Универсум, 2002.
3. Вешнева И.В. Математические модели в системе управления качеством высшего образования с использованием методов нечеткой логики. [Текст] / Вешнева И.В. – М.: Саратовский источник, 2010.
4. Липинский Л.В., Малько В.А. Программная система автоматического проектирования нечеткого контроллера для задачи управления перевернутым маятником. [Текст] / Липинский Л.В., Малько В.А. – Вестник университетского комплекса. Сборник научных трудов, 2004.