РАЗДЕЛ XII. ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ

Алексеев В. А., Корсунский Н. А., Макашин В. А., Шоморова Д. И.
Применение нечеткого моделирования сложных технических систем

Юго-Западный государственный университет
(Россия, Курск)

doi: 10.18411/sr-10-02-2019-46

idsp: sciencerussia-10-02-2019-46

Аннотация

В статье рассматривается общее понятие теории нечетких множеств и практическое применение нечеткого моделирования сложных систем при проектировании современных технологий.

Ключевые слова: теория нечетких множеств, нечеткая логика, модель, нечеткое множество, лингвистическая переменная, фуззификатор, цифровая обработка изображений, классификация сегментов изображений.

Abstract

The article discusses the general conception of fuzzy set theory and practical application of the fuzzy modeling of complex systems for the design of modern technologies.

Keywords: fuzzy set theory, fuzzy logic, model, fuzzy set, linguistic variable, fuzzifier, digital image processing, division of image segments.

Исследование окружающего мира и проектирование современных технологий невозможны без проведения разнообразных экспериментов. При этом далеко не всегда их можно провести, зачастую проведение таких экспериментов требует значительного времени, связано с риском и большими материальными издержками. В таких ситуациях используют математическое моделирование, основанное на проектировании моделей изучаемых объектов и процессов [1-3].

Основным требованием при разработке таких моделей является требование адекватности, то есть соответствие модели и изучаемого объекта по рассматриваемому явлению. Для многих технических систем и их элементов существуют точные модели, с помощью которых удастся провести процесс проектирования без обращения к эксперименту над реальным объектом. Испытание таких технических моделей необходимо, в основном, для выявления производственных дефектов и ошибок. В сложных системах, где человек играет активную роль, действует принцип несовместимости: при исследовании поведения сложной системы необходимо отказаться от высокой точности и строгости, которые характерны для простых систем, и привлекать к ее анализу подходы, которые являются приближенными к изучаемому объекту.

Неопределенность представлений человеческих знаний в разработке сложных математических моделей привели к необходимости создания теории нестрогих нечетких понятий. Основой вклад в эту теорию положил американский математик Лотфи Заде, предложив в 1965 году в своей публикации теорию нечетких множеств. Данное учение появилось в результате обобщения и переосмысления достижений в многозначной логике, теории вероятностей и математической статистики, дискретной математики, теории матриц, дискретной математики, теории графов, теории грамматики.

С теорией нечетких множеств связано понятие лингвистической переменной, описывающее неточное (нечеткое) отражение человеком окружающего мира.

Лингвистической переменной (linguistic variable) называется переменная, значениями которой могут быть слова или словосочетания некоторого естественного или

искусственного языка. Используя данное понятие, Лотфи Заде ввел определение нечеткого множества и описал теорию нечетких множеств, тем самым, расширив одно из базовых понятий математики – понятия множества.

Нечетким множеством (fuzzy set) $\tilde{A}$ на универсальном множестве U называется совокупность пар $(\mu_A(u), u)$, где $\mu_A(u)$ — степень принадлежности элемента $u \in U$ к нечеткому множеству $\tilde{A}$. Степень принадлежности — это число из диапазона $[0, 1]$. Чем выше степень принадлежности, тем в большей мере элемент универсального множества соответствует свойствам нечеткого множества.

В основе понятия нечеткого множества лежит представление о том, что составляющие данное множество элементы, обладающие общим свойством, могут обладать этим свойством в различной степени и, следовательно, принадлежать к данному множеству с различной степенью. Модели и методы, использующие категорию нечеткости, очень важны при количественном анализе явлений, которые раньше либо могли быть учтены только на качественном уровне, либо требовали использования весьма грубых приближенных моделей [3-5].

Теория нечетких множеств входит в раздел из теории нечеткой логики, которая наиболее близка к человеческому мышлению и естественным языкам, чем традиционные логические системы. Нечеткая логика, в основном, обеспечивает эффективные средства отображения неопределенностей и неточностей реального мира, позволяющие построить модель, адекватную реальности [6, 7].

В настоящее время нечеткая логика рассматривается как наиболее успешный метод моделирования и проектирования. Системы на нечетких множествах используются в таких областях, как: медицинская диагностика, техническая диагностика, финансовый менеджмент, управление персоналом, распознавание образов, разведка ископаемых, управление компьютерными сетями, управление технологическими процессами, управление транспортом, логистика, поиск информации в Интернете, радиосвязь и телевидение.

Нечеткая логика, как модель человеческих мыслительных процессов, также используется в системе искусственного интеллекта и в технологиях поддержки принятия решений. При решении задач компьютерного зрения используются методы, основанные на свойствах и операциях над нечеткими множествами. В качестве применения нечеткой логики в алгоритмах цифровой обработки изображений рассмотрим задачу классификации цветных изображений мазков крови, воспользовавшись правилами нечеткого вывода [8-10].

Изображения препаратов крови, получаемые при проведении общеклинического обследования крови, представлены на рисунке 1.

На изображениях присутствуют различные форменные элементы крови – клетки крови. На практике при обнаружении форменных элементов крови сталкиваются с основным и типичным для медицинских приложений компьютерного зрения препятствием – большой вариабельностью изображений, с которыми приходится иметь дело.

Форменные элементы крови могут быть классифицированы по двум независимым группам признаков. К первой группе относятся цветовые показатели [8-10].

База данных микрофотографий мазков имеет библиотеку стандартных окрасов мазков, взятых из практики работы различных лабораторий. В разработанной базе данных используются шесть окрасов, приведенных на рисунке 1.

Гистограммы RGB-кодов, полученные по этим окрасам изображений мазков, приведены на рисунке 2. Каждому окрасу мазка соответствует свой блок решающих правил.

Рисунок 1. Типы окрасов мазков

Рисунок 2. Гистограммы средних RGB-кодов, полученные для окрасов изображений мазка: а) исходное изображение мазка; б) гистограмма R-канала; в) гистограмма G-канала; г) гистограмма B-канала

Так как изображения форменных элементов крови имеют неоднозначную окраску при любом типе окраса мазка, то о принадлежности сегмента изображения к определенному классу: эритроцит или лейкоцит – на основании мод RGB-кодов сегмента можно утверждать с определенной уверенностью, которая вычисляется на основе мод RGB-кодов сегмента и соответствующих нечетких решающих правил [4-7]. По гистограммам, приведенным на рисунке 2, строятся функции принадлежности, характеризующие уверенность принадлежности цветного изображения мазка периферической крови к соответствующему окрасу по данной цветной составляющей.

На рисунке 3 представлены функции принадлежности для шести окрасов по коду R , построенные на основе гистограмм.

Рисунок 3. Функции принадлежности к окрасам мазка по коду R

В соответствии с рисунком 3 определяется фузификатор, который преобразует четкое значение RGB-кода в нечеткое – уверенность в принадлежности текущего изображения мазка к определенному окрасу.

В итоге для каждого окраса запишем соответствующую нечеткую продукцию, характеризующую уверенность принадлежности текущего изображения к одному из шести окрасов.

Например, чтобы определить уверенность принадлежности текущего изображения к четвертому окрасу, необходимо записать следующую нечеткую продукцию:

$$\text{Если } \mu_4(\bar{R}) \text{ и } \mu_4(\bar{G}) \text{ и } \mu_4(\bar{B}), \text{ то } K_{y4}, \quad (1)$$

где K_{y4} – коэффициент уверенности в принадлежности цветного изображения к окрасу четыре.

В нечеткой продукции (1), как правило, в качестве нечетких операций используются нечеткие И.

Окончательный окрас k_0 выбирается по максимальному коэффициенту уверенности, то есть

$$k_0 = \arg \max_{k=1,6} (K_{yk}). \quad (2)$$

По построенным гистограммам формируем фузификатор для двух термов: эритроциты и лейкоциты, а затем формируем решающее правило:

$$\text{Если } \mu_e(\bar{R}) \text{ и } \mu_e(\bar{G}) \text{ и } \mu_e(\bar{B}), \text{ то } K_y = \text{эритроцит}, \quad (3)$$

$$\text{Если } \mu_l(\bar{R}) \text{ и } \mu_l(\bar{G}) \text{ и } \mu_l(\bar{B}), \text{ то } K_y = \text{лейкоцит}. \quad (4)$$

Для окончательного принятия решения снова воспользуемся

$$k_0 = \arg \max_{\xi=e,l} (K_{y\xi}). \quad (5)$$

Вывод. Разработан модуль классификации сегментов цветного изображения, построенный на основе правил нечеткого вывода, анализирующих моды RGB-кодов как всего изображения, так и конкретных сегментов. Отличительная особенность предложенного метода заключается в том, что для классификации сегментов изображения используются две базы решающих правил, первая из которых определяет

цветовой фон, к которому относится изображение, а вторая база – класс анализируемого сегмента, позволяющий определить коэффициенты уверенности в принадлежности анализируемого сегмента к одному из двух диагностируемых классов.

1. Томакова, Р.А. Гибридные методы и алгоритмы для интеллектуальных систем классификации сложноструктурируемых изображений: автореф. дис. докт. техн. наук: 05.13.17/Томакова Римма Александровна. – Белгород, 2013. – 42 с.
2. Апальков, В.В. Основы моделирования цифровой обработки сигналов в среде MATLAB: учебное пособие/В.А. Апальков, Р.А. Томакова, Н.Н. Епишев. – Курск, 2015. – 137 с.
3. Белобров, А.П. Нейросетевые модели морфологических операторов для сегментации изображений медицинских сигналов/ А.П. Белобров, С.А. Борисовский, Р.А. Томакова//Известия ЮФУ. Технические науки. 2010.№8(109). – С.28-32.
4. Томакова, Р.А. Метод обработки сложноструктурируемых изображений на основе встроенных функций среды MATLAB / Р.А. Томакова, С.А. Филист // Вестник Забайкальского государственного университета. 2012. №1. – С. 3-9.
5. Томакова, Р.А. Нечеткие нейросетевые технологии для выделения сегментов с патологическими образованиями и морфологическими структурами на медицинских изображениях / Р.А. Томакова, С.А. Филист, А.А. Насер // Биомедицинская радиоэлектроника. 2012. №4. – С. 43-50.
6. Пихлап, С.П. Нечеткие нейросетевые структуры для сегментации изображений глазного дна / С.В. Пихлап, Р.А. Томакова, С.А. Филист // Вестник Воронежского государственного технологического университета. 2009. Т. 5. №4. С. 42-45.
7. Филист, С.А. Метод классификации сложноструктурируемых изображений на основе самоорганизующихся нейронных сетевых структур / С.А. Филист, Р.А. Томакова, О.В. Шаталова, А.А. Кузьмин // Радиопромышленность. 2016. №4. – С. 57-65.
8. Брежнева, А.Н. Нейросетевые модели сегментации ангиограмм глазного дна на основе анализа RGB-кодов пикселей / А.Н. Брежнева, С.А. Борисовский, Р.А. Томакова, С.А. Филист // Системный анализ и управление в биомедицинских системах. 2010. Т. 9. №1. – С. 72.
9. Томакова, Р.А. Способ сегментации ангиограмм глазного дна на основе нейросетевого анализа RGB-кодов пикселей / Р.А. Томакова, А.Н. Брежнева, С.А. Филист // Известия ЮФУ. Технические науки. 2009. №9(98). – С. 171-176.
10. Томакова, Р.А. Гибридные технологии в интеллектуальных системах идентификации лекарственных средств / Р.А. Томакова, С.А. Филист, М.В. Томаков // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2014. №6. – С. 31-36.