

Возможности применения нечетких алгоритмов с системе распознавания образов

Л. П. Козлова

Санкт-Петербургский государственный
электротехнический университет «ЛЭТИ»
им. В.И. Ульянова (Ленина)
tigrenok59@mail.ru

О. А. Козлова

Санкт-Петербургский государственный университет
телекоммуникаций им. проф. М. А. Бонч-Бруевича
k_olga_a@mail.ru

Аннотация. Современное многообразие нечетких алгоритмов дает возможность создавать такие концепции, которые бы отвечали самым сложным требованиям. Особенно это имеет значение для систем распознавания образов, которые отличаются обширным спектром задач и аспектов, возникающих при их построении.

Ключевые слова: распознавание образов; нечеткие алгоритмы; система

1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Современные направления, связанные с автоматизацией процессов захватывают все сферы человеческой деятельности: будь то системы управления космическими объектами или поддержание климата в конкретном помещении.

В любой такой системе, как правило, можно выделить ряд типовых задач, которые в совокупности охватывают все функции обусловленные процессом. Так для любой автоматизированной системы всегда встает необходимость определить сигнал, изображение, звук, т.п. Все это объединено концепцией систем распознавания образов.

А. Принцип построения системы распознавания образов

В общем случае можно выделить универсальный алгоритм, который ложится в основу любой системы распознавания образов:

- получение исходных данных (например изображение, если речь идет о задаче технического зрения), обозначенное множеством M ;
- выделение примитивов ω исходных данных, которые задаются набором признаков x_i , $i=1, \dots, N$, где N общее число признаков. Тогда каждый примитив ω можно описать совокупностью признаков $I(\omega)=(x_1(\omega), x_2(\omega), \dots, x_N(\omega))$. А множество исходных данных может быть разбито на

подмножества Ω_i , таким образом, что $M = \bigcup_{i=0}^m \Omega_i$,

где m – количество возможных или определенных классов.

- сопоставление элементов базы эталонов I_0 и описания примитива $I(\omega)$;
- в случае, если примитив ω принадлежит выделенному классу, то значение предиката определяется как $P_i = (\omega \in \Omega_i)$, $i=1, \dots, m$; таким образом, предикат рассчитывается как величина $a_i \in \{0, (\omega \notin \Omega_i), 1(\omega \in \Omega_i), \Delta(\text{неизвестно})\}$
- для каждого примитива ω вычисление $a(\omega) = (a_1(\omega), \dots, a_m(\omega))$;
- оценка качества работы алгоритма.

Для системы распознавания образов важно выделить ряд особенностей:

- определение состояния примитива определяется из изменения его последовательных значений;
- результатом работы системы является то значение, которое было определено при постановке задачи распознавания образов;
- возможность расширения количества и качества параметров, которые будут являться результатом работы.

На первый взгляд все довольно просто. Достаточно подставить значения, относящиеся к предметной области и получить конкретизированный результат работы системы.

В. Особенности построения систем на практике

Практические задачи, зачастую в своем описании и форме носят неоднозначный характер. К этому приводит и априорная неопределенность систем, и описание параметров специалистами предметной области, допускающими не математически точные характеристики, но некоторый диапазон значений, с неопределенными краевыми данными, и прочие факторы.

В противовес этому классические алгоритмы носят типовой характер с жесткими рамками, не допускающий возможность вариативности результатов.

И к тому же система распознавания образов, в большинстве своем, является лишь этапом в работе всей системы в целом, а значит должна предоставить такие данные, которые могли бы использоваться другими подсистемами.

II. КОНЦЕПЦИЯ СИСТЕМЫ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ

Для того чтобы преодолеть неоднозначность описания системы и получить результат, максимально приближенный к идеальному, возможно использовать концепцию нечетких алгоритмов.

В основе такого решения лежит вариативность степени принадлежности объекта к определенному значению в диапазоне от 0 до 1, при этом сумма всех степеней принадлежности всегда должна равняться единице.

Пусть $MF(\omega)$ – степень принадлежности, тогда нечеткое множество C определяется как $C = \{MF(\omega) / \omega\}$, $MF(\omega) \in [0,1]$.

Многообразие алгоритмов нечеткой логики, позволяет использовать их практически на любом этапе работы системы распознавания образов.

A. Сегментация

Так можно выделить этап сегментации, который отвечает за разбиение исходных данных на примитивы, таким образом, чтобы они были однородными. От результата работы этого этапа зависят все дальнейшие результаты при работе с изображением.

Задача сегментации выделяет для разбиения исходного множества M признак $f(x,y)$, где x и y – произвольные элементы M . Далее происходит разбиение M на подмножества ω_j .

Результат работы сегментации должен обладать следующими свойствами:

- выделенный сегмент должен обозначать только один примитив, т.е. $\omega_i \cap \omega_j = 0, \forall i \neq j$;
- свойства внутри сегмента должны быть однородными: предикат $P(\omega_i) = true, \forall i$;
- сегменты должны иметь отличия друг от друга;
- заданная граница сегмента должна конкретизировать пространство и быть очевидным.

Существуют различные классификации алгоритмов сегментации, но более общим является разделение ее на механическую, т.е. такую, при которой человек самостоятельно задает границы примитивов и автоматическую.

Автоматическую, в свою очередь, можно разделить на однородную сегментацию и сегментацию с заданными свойствами.

При однородной сегментации нет необходимости задавать принцип, по которому будут определяться границы примитивов. Именно поэтому данный вариант считается наиболее универсальным.

При сегментации с заданными параметрами, напротив, необходимо понимать, что именно из общей совокупности свойств примитивов является особо принципиальным для дальнейшей установки их границ.

Проще всего рассмотреть сегментацию на примере системы распознавания графического образа.

В этом случае исходными данными является изображение.

В процессе сегментации на изображении выделяются отдельные элементы, ограниченные единым контуром. Происходит это благодаря выделению отдельных свойств, присущих предметам: текстуре, цвету, линиям и разрывам.

Но одно дело выделить элемент, на картинке, с яркими контрастами и четкими границами, и совсем другое дело работать реальными фотографиями, на которых могут быть совпадения по цвету или разрыв линий.

Классические системы, зачастую не справляются с такой задачей, и в этом легко убедиться, работая в любом растровом графическом редакторе: попытка выделить куст из общей совокупности объектов, как правило, приводит к выделению всей одноцветной массы объектов, либо, напротив мельчайшему элементу, являющемуся лишь его составной частью.

Данное обстоятельство может превратиться в серьезное затруднение в случае, если общая система полностью автоматическая и не имеет возможности постоянного вмешательства человека.

И на этом этапе как раз таки и разумно использовать нечеткий математический аппарат, дающий вариативную составляющую.

Оценка качества работы сегментации, в большинстве случаев, производится в совокупности с оценкой качества других этапов работы системы. Однако если имеется необходимость оценить именно сегментацию, то, как правило, принято выделять несколько значимых для системы признаков и задавать критерии относительно их свойств. Тогда в результате несложно проверить насколько выделенные примитивы соответствуют этим критериям[1].

B. Классификация данных

Другой возможностью применения аппарата нечеткой логики для системы распознавания образов является задача классификации данных.

Этот этап следует за сегментацией и отвечает за определения объекта.

В общем случае алгоритм классификации можно представить в виде последовательности действий:

- получение исходных объектов, которые будут являться начальной выборкой для классификации

$$M = \bigcup_{i=0}^m \Omega_i;$$

- выделение оснований классификации s_i таким образом, чтобы с одной стороны, они были однородными (например, по цветам), а с другой не пересекались по своей сути (т.е. можно разделить на красный квадратный и зеленый квадратный, но не красный и красный квадратный);
- сравнение исходных объектов с базой эталонов и соотнесение их к одному из классов в соответствии с выбранной мерой близости объектов. Таким образом можно выделить оператор $K(s, \omega) = s$, если критерий качества классификации удовлетворяет условию $F(s) = \min F(s(q, \omega))$, где q – определенный класс, или $K(s, \omega) = s(q, \omega)$, где $q \neq s(\omega)$;
- получение результата классификации;
- проверка результата на качество в соответствии с определенными критериями.

В таких системах нечеткий математический аппарат дает возможность не соотносить все объекты с одним конкретным классом, а быть отнесенными ко всем классам одновременно. И, если учесть, что объекты зачастую обладают совмещенными характеристиками (в том числе и по цветовому признаку), то дальнейшая работа системы может определяться не по принципу наибольшей принадлежности, а по совокупности показателей, а значит и давать более гибкие возможности для получения оптимальных результатов.

С. Структура нечеткой модели

Принцип работы с нечеткими системами можно представить в виде последовательности:

- фазификатор, который отвечает за преобразование входного вектора в вектор нечетких множеств;
- составление нечетких правил в форме «если...то»;
- если утверждение определяется по совокупности нескольких правил, то объединение этих правил с помощью связующих логических «и» или «или»;
- работа аппарата нечеткого логического вывода, разделяющаяся на обобщение и заключение;
- дефазификация.

Как уже было сказано выше, любая система распознавания образа в конечном своем результате должна иметь конкретизированное значение, которое может использоваться в дальнейшем. За это отвечает процесс дефазификации [2].

Д. База эталонов

Помимо непосредственной работы алгоритма распознавания образа важной составляющей любой системы является содержание базы эталонов, в соответствии с которым происходит соотношение элементов исходных данных.

В современных системах такая база зачастую требует возможности самостоятельного расширения.

Для осуществления последнего необходимо чтобы система обладала рядом показателей:

- возможность изменения количества объектов в базе;
- наличие возможности изменения уже существующих объектов в базе;
- наличие алгоритма, который фиксировал бы изменения установленного объекта и вносил соответствующие корректировки в базу.

Сложным моментом при расширении эталонной базы для автоматических систем могут стать существование априори схожих между собой объектов, при отсутствии возможности объединения их в один общий эталон.

К тому же, работа с базой знаний обладает теми же характеристиками, что и работа с любой другой системой, что означает:

- возможны ошибки еще на стадии внесения исходных эталонов;
- знания о свойствах эталонов может быть неполным;
- свойства эталонов могут меняться;
- отсутствие подтверждения свойств эталонов.

Таким образом, появляется задача определения критериев возможности внесения нового эталона в базу.

В случае если новый эталон пришел из сторонней базы, можно использовать принцип доверия к достоверности привнесенной информации.

Данный принцип предполагает вероятностный критерий оценки. Причем возможна ситуация, при которой верный для исходной базы эталон показывает несовместимость свойств с уже существующими элементами в новой базе.

Еще одним аспектом при таком подходе может быть то, что принцип доверия может являться, по аналогии с человеческими отношениями, транзитивным.

В этом случае, мы принимаем решение о доверии эталону из совокупности соотношений:

- база, из которой заимствуется эталон, также переняла его с какой-то вероятностной характеристикой, позволяющей использовать его в своих целях;

- уже определенные вероятностные показатели доверия к базе, из которой заимствуется эталон.

Решения оценки вопроса достоверности рассматривается во многих технических областях: теория игр, направление безопасности в технических системах, системы принятия решений, т.п. И разработанные в рамках этих задач алгоритмы возможно применять и для построения базы эталонов.

Альтернативой добавления нового эталона является возможность выделения его при анализе системы полученной новой информации. В этом случае уже оцениваются конкретные параметры, и окончательное решение принимается из соотношения критериев. В этом случае, уже идет речь не о вероятностной принадлежности, а о знании свойств нового эталона.

Разумеется, возможны и принципы, совмещающие вероятностный и абсолютный подходы.

Внесение в алгоритм формирования базы эталонов нечетких логических операций возможно при использовании любой альтернативы. Так или иначе, система получит аппарат, обладающий большей вариативностью, а значит более внимательный ко всем мельчайшим свойствам эталонов, которые могут в результате глобально сказаться на работе всего алгоритма распознавания образов.

Как видно из всего вышеприведенного, нечеткий логический аппарат может использоваться практически в любой части работы системы распознавания образов. Причем его можно применить как отдельно для выполнения конкретного этапа, так и для совокупности всех этапов в целом.

Из достоинств выделяется в первую очередь внимание ко всем свойствам решаемой задачи и возможность использования показателей, которые отдельно от других дают меньшие значения, однако в совокупности становятся более весомыми, чем альтернативы.

К недостаткам можно отнести усложнение работы всей системы из-за внесения процессов фаззификации и дефаззификации на всех этапах, где применяется нечеткий аппарат. Для общего алгоритма это может означать увеличение времени работы, более дорогие компоненты, т.п.

В целом же показатели работы системы распознавания образов с внесенными в них нечеткими алгоритмами очевидно выше и дают возможность вывести любую систему на более высокий интеллектуальный уровень.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Поршнев С.В. Универсальная классификация алгоритмов сегментации изображений // Журнал научных публикаций аспирантов и докторантов. 2008, вып 3. 23 с.
- [2] Козлова О.А. Роботы тоже могут видеть// Известия СПбГЭТУ «ЛЭТИ». 2010, вып 10. С. 47–52