

ГЕНЕРАЦИЯ КЛАССИФИКАТОРА ТЕКСТУР НА ОСНОВЕ РАСПРЕДЕЛЕНИЯ ТЕКСТУРНЫХ ХАРАКТЕРИСТИК ПРИМЕРОВ ОБУЧАЮЩЕЙ ВЫБОРКИ

С.В. Аксёнов, Д.Н. Лайком, К.А. Костин

Кафедра оптимизации систем управления, Институт кибернетики
Национальный исследовательский Томский политехнический университет
Томск, Российская Федерация
E-mail: {axoenows, wedun, kak}@tpu.ru

В работе рассмотрен подход к разработке классификатора текстур на изображениях или кадрах видео с использованием элементов нечеткой логики и статистики. Выделение гистограмм текстурных особенностей примеров выборки позволяет оценить степень их близости и найти те характеристики, по которым разные классы текстур отличаются в наибольшей степени. Гистограммы распределения этих характеристик служат для построения термов и базы нечетких правил системы вывода типа сингтон. Показан пример сгенерированной нечеткой системы для классификации трёх типов текстур.

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время происходит лавинное накопление слабоиндексированного и неструктурированного видео на многих веб-хостингах. Активное увеличение медиа-контента происходит и в так называемых локальных частных коллекциях пользователей, профессиональных и непрофессиональных фотографах, а также активных интернет сёрферов, регулярно пользующихся социальными сетями с функциями обработки графики. Однако одной из весьма проблемных сторон этого процесса является поиск среди большого количества графических и видеофайлов, что происходит большей частью с помощью ключевых слов или путем ручного просмотра. Однако текстовый поиск тоже не всегда эффективен, так как он опирается на те описания, которые оставил владелец при загрузке на носитель и дополнительно зачастую такие «ключевые слова» не всегда соответствуют содержанию контента. В предлагаемой работе рассматривается подход к поиску текстурных объектов в медиа-файлах с помощью вычисления текстурных характеристик Лавса для фрагментов кадра видео или изображения а также построение нечеткого классификатора, анализирующего наиболее существенные признаки текстур для существующих образцов.

I. ТЕКСТУРНЫЕ ХАРАКТЕРИСТИКИ ЛАВСА

Текстуры Лавса представляют собой линейные фильтры [1], использующиеся для локализации таких примитивов текстур как точки, линии, рябь и т.д. Формирование матриц фильтров происходит путём произведения одномерного фильтра по горизонтали, настроенного на детектирование одной из характеристик, и одномерного фильтра по вертикали для той же самой или другой характеристики. Возможно получение набора фильтров для нескольких масштабов путём операций свёртки каждого из одномер-

ных фильтров. Таким образом, можно сгенерировать большое количество линейных фильтров детектирующих разные особенности текстуры на нескольких масштабах. Практически эти фильтры показали один из самых высоких результатов при кластеризации изображения с учетом локальных особенностей [2]. Однако многие из таких характеристик не позволяют разделить пространство обучающих векторов, т.к. одинаковые значения отфильтрованных матриц присутствуют для наборов разных текстур. Немаловажной задачей является поиск тех особенностей, которые в большей степени позволяют верно классифицировать разные текстуры.

II. ФОРМИРОВАНИЕ КЛАССИФИКАТОРА

В работе были использованы 25 фильтров Лавса размером 5x5. Для поиска значимых характеристик был предложен алгоритм, основанный на статистическом анализе текстурных данных. Первоначально пользователь составляет библиотеку текстур, в которой указана принадлежность того или иного образца определенному классу (аналог обучающего множества), однако для поиска характеристик все текстуры принадлежат одному классу должны быть представлены в одном масштабе. Теперь для каждого из образцов строится гистограмма по каждой из 25 характеристик. Все гистограммы, принадлежащие одному классу объединяются, а далее высота каждого столбца общей гистограммы делится на число паттернов, участвующих в её построении, и нормализуется, что позволяет получить гистограмму, отражающую вероятность попадания хакструной характеристики в тот или иной интервал. На рис. 1 показан пример выделения гистограммы характеристик красного и синего каналов L5L5 (изменение уровня компоненты по горизонтали и вертикали) для нескольких классов. Путём попарного сравнения гистограмм для разных классов определяется степень разли-

чия классов по данной характеристике. Например, если взять распределение характеристик по красной компоненте фильтра L5L5, то текстуру шкуры гепарда с очень большой вероятностью можно отличить от кота или тигра, однако классификация только по этой же самой характеристике двух последних классов куда сложнее, т.к. их гистограммы достаточно близки.

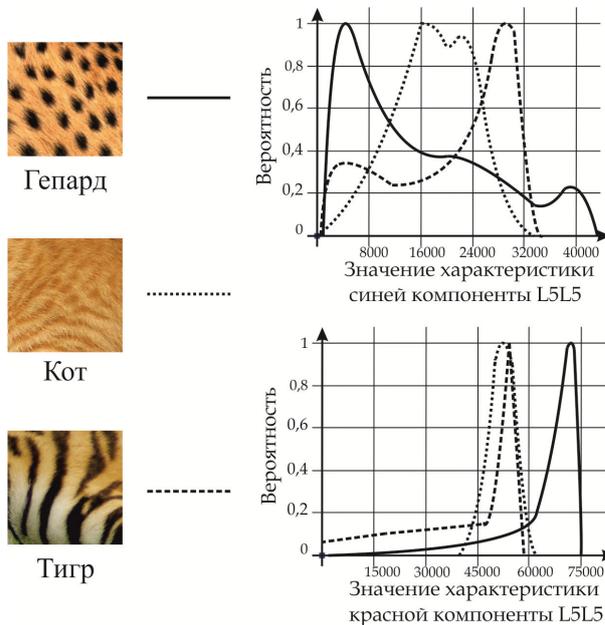


Рис. 1 – Пример распределения текстурных характеристик Лавса для трёх типов классов. Размер изображений из выборки 230x230 пикселей

Для оценки степени пересечения гистограмм было взято отношение $s_1 \cap s_2 / (s_1 + s_2)$, где s_1 и s_2 - площади соответственно гистограмм первого и второго класса, а $s_1 \cap s_2$ - гистограмма, характеризующая их пересечение, которая вычисляется по следующему правилу: $H_{intersect_int} = \min(Hs1_{int}, Hs2_{int})$, в котором $H_{intersect_int}$ - высота столбца гистограммы пересечения на интервале int характеристики, $Hs1_{int}$ и $Hs2_{int}$ - столбцы гистограмм сравниваемых классов для того же интервала отфильтрованных значений. В дальнейшем Функции распределения текстурных характеристик, для которых величины предложенного отношения были наименьшими используются в качестве функций распределений термов, характеризующих класс текстуры. Нечеткое правило описывает список тех функций принадлежности, которые были выявлены как наиболее значимые для класса, связанного с правилом.

III. ТЕСТИРОВАНИЕ

Проверка качества разработанной модели была проведена с помощью тестирования на нескольких наборах текстур. В частности использовались не только текстуры шкур животных, но и зелени, песка и воды. Для примера

приведём задачу детектирования кромки воды при относительно спокойных волнах или небольшой ряби. В этой задаче были взяты две текстуры: песка почти у кромки воды и прибрежной воды на мелкой глубине. Алгоритм предложил использовать две характеристики - изменение уровня характеристики для цветовых компонент. В этом случае генерируется нечеткая модель представленная на рис.2. На рисунке m_i - значения функций принадлежности, r_i - выходы нечетких правил, Z - выход классификатора, означающий тип класса текстуры.

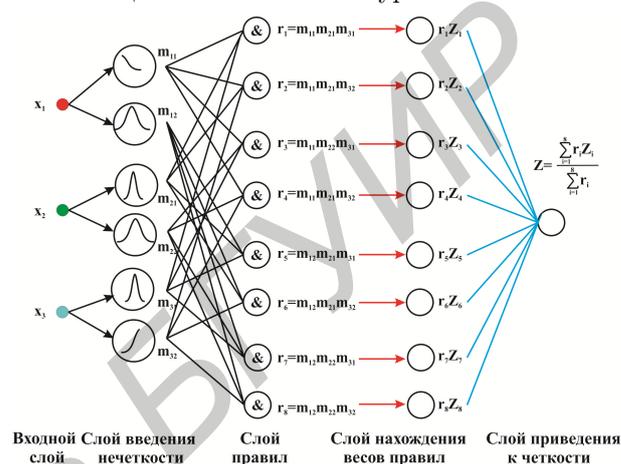


Рис. 2 – Генерируемая структура сети для классификации трёх типов текстур

В результате оценки отношения площади правильно распознанных текстур к действительной площади фрагментов, принадлежащих этим классам, установлено, что метод позволяет локализовать класс фрагмента с вероятностью 0.86.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Предлагаемый подход к формированию нечеткого классификатора показал достаточно высокий результат при анализе текстур, которые располагались на кадрах видео и имели масштаб близкий к обучающему набору. Модель обладает достаточной степенью гибкости, т.к. при добавлении новых классов текстур, не происходит разрушение прежней информации, а добавляются новые нечеткие правила, соответствующие новому типу. Формирование правил вывода происходит по интуитивно понятной схеме с помощью сравнения характеристик уже существующих классов и новых образцов.

Исследование поддержано грантом Российского фонда фундаментальных исследований №14-07-31090 Мол А.

1. Цифровая обработка видеоизображений / А. А. Лукьяница [и др.]. –М:Ай-Эс-Эс Пресс, 2009. –518 с.
2. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес [и др.]. –М:Техносфера, 2005. –1072 с.
3. Alavala, C. R. Fuzzy logic and Neural Networks: Basic Concepts and Application / C. R. Alavala // New Dehli: New Age International Publishers, 2010. –257 p.