

ХАРЬКОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
имени В.Н. КАРАЗИНА

Механико-математический факультет



ТЕЗИСЫ ДОКЛАДОВ МЕЖДУНАРОДНОЙ КОНФЕРЕНЦИИ

*“Современные проблемы математики
и ее приложения в естественных науках
и информационных технологиях”*

(17 - 22 апреля 2011 г.)

посвященной 50-летию механико-математического факультета



**ХАРЬКОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
ИМЕНИ В. Н. КАРАЗИНА**

Механико-математический факультет

*«Современные проблемы математики
и ее приложения в естественных науках
и информационных технологиях»*

**ТЕЗИСЫ ДОКЛАДОВ МЕЖДУНАРОДНОЙ
КОНФЕРЕНЦИИ,
посвященной 50-летию механико-математического
факультета**

17 - 22 апреля 2011 г.

Издательство ФЛП Вировец А.П.

Издательская группа «Апостроф»

ХАРЬКОВ

2011

Бойко А. О., Горбенко І. Д. Порівняльний аналіз сучасних геш-функцій.....172
 Гедович Е.М., Диденко Е.В., Лазурик В.Т., Рогов Ю.В. Информационная система определения характеристик транспортного потока по данным видеонаблюдений.....172
 Гопыч П. М. Теория сознания и семантические вычисления на основе гипотезы бесконечности расширенной БТДС.....173
 Гринченко А.А., Гуменюк О.С., Шатовская Т.Б. Моделирование системы обработки изображений для распознавания на них штрих-кода.....174
 Дейнеко Ж.В., Кириченко Л.О. Выбор параметров вейвлет-функции для оценивания скейлинга нестационарных временных рядов.....175
 Есин В. И., Есина М. В. Показатели качества баз данных.....176
 Иванов Д.Е., Чебанов П.А. Алгоритмы взаимодействия компонент в распределенных ГА построения тестов.....176
 Карпинская А.М. Интеллектуальная система оценки состояния опорно-двигательной системы человека при помощи статограмм.....177
 Киркоров С.И. Практика применения языков программирования в вузах РБ.....178
 Козловский В.А., Молчанова В. С., Бурса А.Г. Модель растрового изображения и ее преобразования.....178
 Колтунов И.А., Олейников Г.М., Онищенко С.Л. Сходимость EM-алгоритма на смесевой модели распределения признаков для вероятностной обучающей выборки классифицируемых объектов.....179
 Литвинов Д.Н. Распределение ветвей параллельной программы по вычислительным узлам с использованием модели многопродуктовых потоков в сети.....180
 Литвин С.С., Ручкин К.А. Расчет эффективности алгоритма распознавания замкнутых кривых.....181
 Максимова А.Ю. Решение задачи классификации жидких нефтепродуктов методами распознавания образов.....182

Малахова М. О., Сорока Л.С., Стервоедов М.Г., Шевченко М.Г. Інформаційно-вимірвальна система магнітного спектрометра для ядерно-фізичних досліджень.....183
 Микитенко Н.А., Пенко В.Г. Прогнозирование временных рядов с использованием нейронных сетей.....184
 Мищенко В.О. Разработка наукоёмких моделирующих программных систем как объект моделирования.....184
 Морозова О.И. Новый метод обучения на основе применения онтологического теста.....185
 Мураховская Е.А., Рыженко А.И. Применение понятия абстрактного расстояния между альтернативами в многомерном пространстве вариантов создаваемого сложного технического объекта.....186
 Несвит М. И., Несвит В.Ф. Изучение математики с виртуальным преподавателем.....187
 Нечепуренко О. І. Експрес-аналіз стану імунної системи на основі інформаційних технологій.....187
 Рошаль Б. А. Распределение погрешности эмпирических данных в пленочной дозиметрии.....188
 Скобелев В.В. Об одном классе отображений абстрактных множеств в кольца.....189
 Соляник Ю.В., Фельцан Н.Н. Иммунный алгоритм обучения ансамбля предикторов временного ряда.....190
 Тимирова А.Н. Нечеткая устойчивость в модели разделения на торговые зоны.....190
 Халимов Г.З. Универсальное хеширование по максимальным кривым второго рода.....191
 Шевчук О.А. Загальна оцінка впливу функції конвертації точки на стійкість цифрового підпису до екзистенційної підробки.....192
 Шматков С.И., Лосев Ю.И., Руккас К.М., Щебенюк В.С. Математическая модель процесса информационного обмена при мультимаршрутной передаче.....193
 Шуть В.Н., Войцехович О.Ю. Математическая модель и компьютерная программа для решения задачи синхронизации светофоров.....194

СЕКЦИЯ «МАТЕМАТИЧЕСКАЯ ФИЗИКА»

Бабаева Е. В. Многомодальные аналоги некоторых бимодальных распределений.....195
 Бессмертный М.Ф., Болтоносоев А.И. Заряд, спин и масса в классической электродинамике.....195
 Богдан М.М., Лаптев Д. В. Динамика солитонов в уравнении решётки Хироты с периодическими и фиксированными граничными условиями.....196
 Бурдейна Н. О. Двохфазна гіперболічна задача Стефана для системи квазілінійних рівнянь.....197
 Вахненко В.О., Даниленко В.А. Обратная задача рассеяния для нелинейного эволюционного уравнения, описывающего высокочастотные возмущения.....198
 Венгрович Д.Б. Особенности солитонов дискретных сред.....199
 Гандель Ю.В. Математические модели задач дифракции и метод дискретных особенностей.....199

Кирилич В. М., Пелюшкевич О.В. Задача для гіперболічної системи напівлінійних рівнянь з ортогональними характеристиками.....200
 Ляшенко В. П., Кобильська О. Б. Про існування єдиного розв'язку нелокальної задачі для рівняння теплопровідності.....201
 Сазонова Е. С. Асимметричные бимодальные распределения с винтовыми модами.....201
 Тахиров Ж.О, Тураев Р.Н. Неклассическая задача со свободной границей для параболических уравнений.....202
 Чаркина О.В., Богдан М.М. Возбуждение внутренних мод кинков и механизм их трансформации в бризеры в средах с сильной дисперсией.....203
 Ясинский В.К., Юрченко И.В. Поведение сильного решения задачи Коши для нелинейного стохастического дифференциального уравнения в частных производных с марковскими параметрами.....204

сети. Ребра графа $(i, j) \in E'$ — это каналы переноса информации, а их веса δ_{ij} — пропускные способности. Дан некоторый вариант назначения ветвей графа на вычислительные узлы π , он однозначно определяет множество пар «отправитель-адресат» (ОА-пары) $W \subseteq V' \times V'$, а также объем информации r_w , передаваемой между узлами каждой пары $w \in W$. Искомой функцией отображения π будет минимальное время T^{\min} , за которое вся эта информация должна быть доставлена по назначению.

P — множество всех простых цепей, ведущих от отправителя ОА-пары w к ее адресату; P_w — объединение всех таких множеств. Пусть π — конкретный вариант распределения трафика, задан в виде вектора $\vec{x} = \{x_p\}$, компоненты $x_p \geq 0$ задают объемы информации, переносимые по цепям $p \in P$. При этом должны выполняться условия сохранения

$$\forall w \in W : \sum_{p \in P_w} x_p = r_w \quad (2)$$

множество D всевозможных векторов $\vec{x} = \{x_p\}$, удовлетворяющих (2) есть выпуклый многогранник. Поэтому любой вектор $\vec{x} \in D$ может быть представлен в виде выпуклой комбинации его вершин $\vec{x}^k, \vec{x}^n = \{x_p^k\}$.

Вектору распределения трафика \vec{x} соответствует некоторое время доставки $T^{\text{comm}}(\vec{x})$. Найти такой вектор, которому соответствует минимум этой величины можно путем решения задачи линейного программирования вида:

$$\text{минимизировать } B = \frac{1}{T^{\text{comm}}} = \sum_{i=1}^n a_k \text{ при ограничении}$$

$$\sum_{(i,j) \in P} a_k x_p^k \leq b_{ij}, (i,j) \in E$$

Одним из известных методов решения ЗЛП является симплекс-метод. Если мы также получим значение T^{\max} — оценку реального времени доставки, явно учитывающую сетевые конфликты, то можно будет найти оптимальное решение.

ЛИТЕРАТУРА

- Т. Целочисленное программирование и потоки в сетях // М., 1974. — 520 с.
 K. A Heuristic Algorithm for Mapping Communicating Resources / Kenjiro Taura, Andrew Chien // 9th Computing Workshop. — 2000. — P. 102.
 M.A., Ripoll A. Clustering and reassignment strategy for message-passing architectures // Systems Architecture. — Volume 48, Issues 8-10. — Pages 267-283.

РАСЧЕТ ЭФФЕКТИВНОСТИ АЛГОРИТМА РАСПОЗНАВАНИЯ ЗАМКНУТЫХ КРИВЫХ

Литвин С.С., Ручкин К.А.

Государственный Университет Информатики и Искусственного Интеллекта, Донецк, Украина.

В данной работе продолжены начатые в [1-2] исследования по разработке метода и алгоритма распознавания замкнутых плоских кривых (траекторий), построенных с помощью сечений Пуанкаре на сфере Пуассона [1]. В работе [2] был приведен классификатор, на основе которого реализуется предложенный алгоритм распознавания.

В основе метода лежат алгоритмы предварительной, основной и дополнительной обработки изображений, которые проводятся в 5 этапов. Опишем работу алгоритмов более подробно.

Шаг 1. Предварительная обработка необходима для устранения объектов на изображении, способных увеличить ошибку распознавания. Таковыми являются — вспомогательная сетка (фон), координатные оси, контуры объекта (опционально), одиночные пиксели, недостроенные траектории.

Очистка изображения от вспомогательных линий и фона.

Шаг 2. Основная обработка изображения. В процессе построения кривых программой-генератором, возникают ситуации, при которых траектория является незавершенной.

Алгоритм восстановления отсутствующих сегментов траектории основан на цветовом анализе изображения.

Шаг 3. Алгоритм распознавания кривых. Выделение областей изображения с известными свойствами (признаками) кривых.

Исследуемые кривые располагаются строго симметрично относительно оси ОУ, проходящей через центр изображения.

Исходя из этого, оптимальной точкой для начала поиска кривых является координата 199x299 (для разрешения изображения 400x300).

После того, как был найден контур объекта происходит обход вдоль контура по принципу «правой руки». Во время обхода контура оставляется «след» зеленого цвета (#00ff00), необходимый для остановки в случае движения по замкнутому контуру, а так же визуального выделения области. Контур считается выделенным.

Шаг 5. Классификация кривых. Поиск замкнутых, незамкнутых кривых и хаотичных областей алгоритмом заливки.

На временной копии производится заливка найденной траектории синим цветом (#0000FF), с последующим отсечением всех остальных траекторий по цветовому признаку. В противном случае выбирается один из пикселей фона и от него на временном изображении производится заливка зеленым цветом. После заливки производится поиск пикселей белого цвета, наличие которых свидетельствует о замкнутости траектории, а отсутствие о том, что она разомкнута. График временной сложности алгоритма приведен на рис. 1. Разработанный алгоритм прошел тестирование на тестовой

коллекции (состоящей из 200 экземпляров) и показал высокую эффективность (83%).

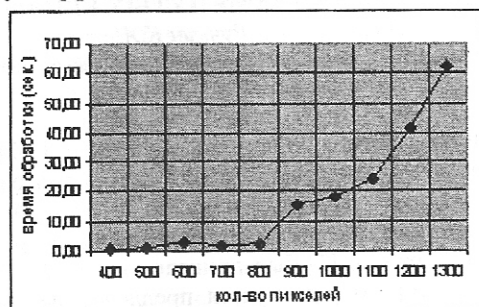


Рис. 1 – График зависимости времени работы алгоритма от размера входных данных

ВЫВОДЫ. Главным преимуществом алгоритма является его эффективность распознавания заданных категорий изображений, устойчивость к потерям данных, невысокая временная сложность.

Одним из недостатков разработанной системы является узкий диапазон распознаваемых образов. Так же присутствует ограничение на размеры входного изображения и необходимость дополнительного программного обеспечения для запуска программы. Устранению этих недостатков будут посвящены дальнейшие исследования.

ЛИТЕРАТУРА

1. Ручкин К.А. Методы компьютерного моделирования и анализа решений задач хаотической динамики. – Искусственный интеллект, 2004. – №4
2. Литвин С.С., Ручкин К. А. Метод обнаружения замкнутых кривых на специальных изображениях. – К. : Букрек, 2011. – с. 284-286.

РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ КЛАССИФИКАЦИИ ЖИДКИХ НЕФТЕПРОДУКТОВ МЕТОДАМИ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ

Максимова А.Ю.

Институт прикладной математики и механики НАН Украины, Донецк, Украина

Задачи распознавания образов возникают в различных областях человеческой деятельности, в военной, химической, текстильной промышленности, в медицине и включают в себя обработку изображений, звука и других объектов. Единого универсального подхода для решения всего спектра задач не существует. Исследователями предлагаются эвристические методы распознавания, не обладающие строгим доказательством сходимости, но успешно работающие на практике, а также оптимизационные алгоритмы и алгоритмы из области мягких вычислений (soft computing): нейронные сети, генетические алгоритмы, иммунные системы и др. Большое распространение получили алгоритмы на основе теории нечетких множеств. В работе предлагается алгоритм распознавания образов на базе нечеткого вывода для решения прикладной задачи классификации жидких нефтепродуктов (ЖНП), в частности бензинов.

Суть рассматриваемой задачи заключается в определении производителя образца ЖНП в лабораторных условиях. В лаборатории контроля качества нефтепродуктов собирается информация об образцах топлива, поступающих на экспертизу от разных производителей

и потребителей. По каждому образцу разными методами определяется ряд показателей. Такими показателями являются октановое число, содержание ароматических веществ, в том числе олефинов, ароматических бензолов, содержание серы и др. Накопленная информация по всем образцам используется в качестве исходной информации для определения производителя рассматриваемого образца.

Разнородность накопленной информации и отсутствие универсальных подходов к измерению параметров ЖНП сдерживает развитие методов и препятствует для автоматизации процессов управления в лабораториях контроля качества. Существующие методы обладают рядом недостатков и ограничений в применении. Например, в работе [1] предлагается нечеткой импедансный метод идентификации ЖНП, работающий с данными, полученными с импедансного датчика. Эти данные обрабатываются с помощью росетевым алгоритмом. Однако алгоритм ориентирован на уникальный прибор, предложенный автором указанного метода.

В данной работе предлагается решать поставленную задачу методами распознавания образов и анализа данных (data mining). Будем рассматривать данную задачу как нечеткую модификацию задачи распознавания образов, где классом образов является нечеткий продукт определенного вида от определенного производителя.

Пусть дана обучающая выборка $V = \{(x^{(i)}, v^{(i)})\}$, где $x^{(i)} \in X, v^{(i)} \in V, i=1, \dots, n$, где $x^{(i)}$ – векторы n -мерного пространства, $V = \{v_i\}$ – множество классов образов. Пара $(x^{(i)}, v^{(i)})$ указывает, что образ $x^{(i)}$ принадлежит классу $v^{(i)}$. На вход

алгоритма поступает измеряемый вектор $x \in X$. $X \supset X$ – множество всех возможных векторов измеряемых величин, определяемое прикладной задачей. Так как у разных производителей для одного вида топлива параметры образцов могут быть идентичными, однозначно определить производителя не всегда является возможным. В общем случае необходимо делить степень принадлежности образца x по отношению к рассматриваемым классам.

Результатом работы алгоритма является нечеткое множество $\tilde{y}(x) = \sum_{i=1}^k \mu_i(x) v^{(i)}$, где $\mu_i(x)$ – степень принадлежности образа x к классу $v^{(i)}$.

Основная идея предлагаемого алгоритма распознавания заключается в формировании так называемых нечетких портретов по результатам анализа обучающей выборки [2]. Нечеткие портреты являются результатом обобщения информации о базе знаний нечетких продукций, работает механизм нечеткого вывода, в конечном итоге дающий результат в виде $\tilde{y}(x)$.

Нечеткий портрет класса образов представляет собой совокупность нечетких множеств, каждое из которых является термом лингвистической переменной, задающей определенный признак. Опираясь на полученные нечеткие портреты, строится база знаний нечетких продукций, в которой каждое правило