



прогноз (в данном исследовании берутся массивы из пяти дней). Мы сделали вывод, что вторая модель делает более точные предсказания котировок для всех рассмотренных акций. Эта модель делает более качественный прогноз. Например, стоимость акций компании Intel в среднем предсказывается с ошибкой в 0,64 \$. Также мы определили оптимальное количество дней для предсказания с помощью обеих моделей котировок некоторых компаний. Так например, для компании Intel оптимальный размер окна (size window) составил 5 дней для первой модели и 4 дня для второй.

Литература

1. Афанасьев В.Н., Юзбашев М.М. Анализ временных рядов и прогнозирование: Учебник. — М.: Финансы и статистика, 2001.
2. Анализ временных рядов. Учебно-методическое пособие. Белгород 2017 / Составители: Ерина Т.А., Кузьмичева Т.Г.
3. Кизбикенов, К. О. Прогнозирование и временные ряды [Электронный ресурс] : учебное пособие / К. О. Кизбикенов. – Барнаул : АлтГПУ, 2017.
4. Карпенко Н.В. Эконометрика. Анализ и прогнозирование временного ряда: Учебное пособие. – М.: РУТ (МИИТ), 2018
5. Omer Berat Sezera, M. Ugur Gudeleka, Ahmet Murat Ozbayoglu/ Financial Time Series Forecasting with Deep Learning : A Systematic Literature Review: 2005-2019
6. Imad Bou-Hamad, Ibrahim Jamali/ Forecasting Financial Time-Series Using Data Mining Models: A Simulation Study
7. Chi-Jie Lu, Tian-Shyug Lee, Chih-Chou Chiuc/ Financial time series forecasting using independent component analysis and support vector regression

Е.В. Гурлина

РАЗРАБОТКА МЕТОДА ВЫЯВЛЕНИЯ ТЕКСТУРНЫХ СВОЙСТВ ЗАДАНЫХ КЛАССОВ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ПРИЗНАКОВ ХАРАЛИКА

(Самарский университет)

Введение

Текстура – важное составляющее для визуального восприятия человека. Это особенность, которую следует учитывать при обращениях к хранилищам изображений.

Для описания текстуры ввели понятие текстурных признаков. Их вычислениями занимался Роберт М. Харалик, который в 1973 году придумал метод, основанный на составлении специальных матриц.



Работа посвящена созданию метода для извлечения текстурных свойств заданных классов изображений. Основной вывод заключается в оценке характеристики за счёт вычисления и ранжирования текстурных признаков.

Метод выявления текстурных свойств заданных классов изображений

Метод выявления текстурных свойств можно разбить на следующие этапы:

1. Выбор исходных данных.
 - а) Составление набора данных и разделение его по классам.
 - б) Выявление признаков, различающих элементы заданного класса от остальных, но не различающих элементы одного класса.
 - в) Объединение признаков со схожими текстурными свойствами.
2. Оценка информативности.
 - а) Ранжирование признаков с дальнейшей комбинацией.
3. Отбор информативных признаков.
 - а) Извлечение информативных и неинформативных признаков.
 - б) Получение текстурных свойств заданных классов изображений.
 - в) Проверка точности полученных результатов.
4. Получение текстурных свойств изображений

Описание набора данных

Набор из 3 классов текстурных изображений в формате .png - кирпичи, трава и камни с общим количеством изображений – 7488 и разрешением 24x24 пикселя каждого фрагмента. Все изображения взяты из интернета.

Текстурные признаки Харалика

Вычисление текстурных признаков Харалика может быть разбито на две части:

1. Построение матриц серых уровней (GLCM).
2. Вычисление 14 текстурных признаков на основе матриц серых уровней.

Цель исследования заключается в определении текстурных признаков, оказывающих наибольшее влияние на общее качество сегментации изображения. Иными словами, требуется выделить те признаки, которые дадут наилучшие показатели по заданным критериям оценки качества сегментации.

Процесс вычисления текстурных признаков Харалика происходит в двух отдельных модулях. Первый модуль заключается в построении матриц и вычислении некоторых статистических свойств этих матриц. Второй модуль обрабатывает статистические свойства, а также матрицы из предыдущего модуля и вычисляет фактические особенности текстуры.3



Рис. 1. Схема алгоритма



Рис. 2. Текстуры классов

Результаты исследования

Чтобы лучше понять, как различать текстуру, мною был предложен следующий метод: во-первых, собрать набор данных и разделить его по классам.

Во-вторых, объединить признаки со схожими текстурными свойствами.

В-третьих, для решения задачи надо отобрать признаки и разделить их на информативные и неинформативные.

Грубо говоря, в конечном итоге, мы должны отобрать признаки, различающие элементы заданного класса от остальных, но не различающие элементы одного класса.



Для проверки точности технологии на каждом шаге расчёта производилась оценка качества наборов признаков с помощью алгоритма «дерева решений». Оценка производилась путём обучения дерева на заготовленных и отобранных ранее признаках, выбирая наиболее информативные из них и исключая из набора признаки с низким значением критерия разделимости.

Информативность сформированных комбинаций признаков оценивалась по результатам классификации тестовой выборки, состоящей из 2166 фрагментов изображений кирпича (bricks), 1554 изображений травы (grass) и 3290 изображений камня (rocks).

Для проверки точности полученных результатов разделили количество правильно классифицированных изображений на общее количество изображений. Точность классификации представлена в таблицах 1,2.

Таблица 1. Результаты вычисления точности классификации

| Минимальное число объектов в листе | Точность классификации |
|------------------------------------|------------------------|
| 0,02 | 64,92 |
| 0,04 | 61,46 |
| 0,06 | 59,72 |
| 0,08 | 58,76 |
| 0,1 | 58,27 |

Таблица 2. Результаты вычисления точности классификации

| Минимальное количество объектов для разделения внутреннего узла | Точность классификации |
|---|------------------------|
| 0,02 | 74,96 |
| 0,04 | 71,38 |
| 0,06 | 66,76 |
| 0,08 | 64,92 |
| 0,1 | 62,98 |

Выводы

По итогам выполнения работы был разработан метод выявления текстурных свойств заданных классов изображений с использованием признаков Харалика. Согласно выбранным критериям были установлены текстурные свойства изображений, которые показали лучшие результаты сегментации классов по сравнению с остальными. Также мы показали, что применение метода «дерева решений» позволяет повысить качество классификации.



Литература

1. Ojala, T., Pietikainen, M. & Harwood, D. Performance evaluation of texture measures with classification based on Kullback discrimination of distributions. Pattern Recognition, 1994. Vol. 1—Conference A: Computer Vision and Image Processing., Proceedings of the 12th IAPR International Conference on 1, 582–585 (1994)
2. Dyck, D. V. Wavelets for texture analysis, an overview. IET Conference Proceedings 581–585 (1997)
3. Haralick R. M., Shanmugam K. & Dinstein I. Textural Features for Image Classification. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics 3, 610–621 (1973)
4. Raheja J. L., Kumar S. & Chaudhary A. Fabric defect detection based on GLCM and Gabor filter: A comparison. Optik—International Journal for Light and Electron Optics 124, 6469–6474 (2013)
5. Hovland, C. I. Computer simulation of thinking. American Psychologist, 15(11), 687-693 (1960).
6. VijayaLakshmi B. & Mohan V. Kernel-based PSO and FRVM: An automatic plant leaf type detection using texture, shape, and color features. Computers and Electronics in Agriculture 125, 99–112 (2016)
7. Brynolfsson, P., Nilsson, D., Torheim, T. et al. Haralick texture features from apparent diffusion coefficient (ADC) MRI images depend on imaging and pre-processing parameters. Scientific Reports 7, Article number: 4041 (2017)
8. Löfstedt T, Brynolfsson P, Asklund T, Nyholm T, Garpebring A Gray-level invariant Haralick texture features. PLoS ONE 14(2) (2019)

В.А. Егунов, С. В. Панюлайтис

РАСПОЗНАВАНИЕ РЕЧЕВЫХ КОМАНД С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ НА НИЗКОПРОИЗВОДИТЕЛЬНЫХ КОМПЬЮТЕРАХ

(Волгоградский государственный технический университет)

Введение

С каждым годом технологии развиваются все стремительнее. Результатом этого бурного технологического прогресса становится появление множества разнообразных интеллектуальных систем. Мобильные и легкие компьютерные детали становятся более и более интегрированными в повседневную жизнь. Умные часы и очки дополненной реальности могут быть полезны и уже стали широкодоступны. Взаимодействие с такими устройствами отличается от взаимодействия со смартфонами, которые уже приобрели функциональные возможности обычных компьютеров.

Все большую важность приобретает проблема взаимодействия человека и компьютера, увеличивается потребность в поиске новых способов обмена