Research of the efficiency of application of technologies of wavelet analysis in the tasks of recognition of images

V. S. Maraev

Siberian Federal University, 79, Svobodny pr., Krasnoyarsk, 660041, Russia

E-mail: slava9517538426@gmail.com

Abstract. The work is devoted to the experimental comparison of the accuracy of classification methods on the problem of pattern recognition in images using wavelet analysis technologies and without. In particular, the interaction of the ring-projection wavelet-fractal method for identifying features with classical classification methods such as "Naive Bayes classifier" and "Support vector machines" is investigated. The experimental test results are given in the form of a table. As a result, it is established that the introduction of wavelet analysis into the construction of image classification models is justified, and leads to a relatively small but significant increase in the classification accuracy.

Keywords: wavelet analysis, pattern recognition, classification methods, data processing, naive Bayes classifier, support vector machines.

УДК 004.852

Исследование эффективности применения технологий вейвлет-анализа в задачах распознавания образов

В. С. Мараев

Сибирский Федеральный Университет, кафедра информатики института космических и информационных технологий, пр. Свободный, 79, Красноярск, 660041, Россия

E-mail: slava9517538426@gmail.com

Аннотация. Работа посвящена экспериментальному сравнению точности методов классификации на задаче распознавания образов на изображениях с использованием технологий вейвлет-анализа и без. В частности, исследуется взаимодействие кольца-проекционного вейвлет-фрактального метода для выявления признаков с классическими методами классификации, такими как «Наивный классификатор Байеса» и «Машины опорных векторов». Экспериментальные результаты тестирования приводятся в виде таблицы. В итоге устанавливается, что внедрение вейвлет-анализа в построение моделей классификации изображений оправдано, и приводит к относительно малому, но значимому повышению точности классификации.

Ключевые слова: вейвлет анализ, распознавание образов, методы классификации, обработка данных, наивный классификатор Байеса, машины опорных векторов.

1. Введение

Распознавание образов является передовой областью, в настоящее время возникает множество новых технологий в ней, и, как известно, не существует абсолютного решения для задачи распознавания образов. Поэтому предлагается исследовать применение технологий вейвлет-анализа в задаче распознавания образов.

Технологии вейвлет-анализа достаточно перспективны и гибки в использовании и в связке с некоторыми алгоритмами машинного обучения могут повысить их точность и эффективность, в том числе, крайне существенно. Они могут быть применены на совершенно разных этапах процесса машинного распознавания образов: от выделения признаков и до выполнения классификации [1].

Один из главных этапов в классификации изображений это выделение набора значимых признаков на изображениях. Именно сюда будет легче всего внедрить вейвлет-анализ. Задача выделения признаков состоит в том, чтобы охарактеризовать образ и, кроме того, уменьшить

размерность пространства изображения до пространства, подходящего для применения методов классификации [2].

В данной статье мы исследуем применение технологий вейвлет-анализа для построения моделей распознавания образов. А также, проведём экспериментальное сравнение эффективности применения особых методов вейвлет-анализа для выделения признаков и применения классических алгоритмов выделения признаков для последующей классификации. Таким образом, спроектируем математическую модель распознавания образов на основе технологий вейвлет-анализа.

2. Методы

Для экспериментов же мы используем кольцо-проекционный вейвлет-фрактальный метод (Ring-Projection-Wavelet-Fractal Method) [3]. Используемый метод можно отнести к классу методов выделения признаков ортогонального расширения.

Ранее, было выявлено, что в задаче анализа изображений двумерный вейвлет-анализ не особо эффективен, поэтому желательно свести задачу к одномерному вейвлет-анализу [4]. В этом и заключается основная идея кольца-проекционного вейвлет-фрактального метода: свести проблему двумерных объектов в одномерные, тогда мы можем использовать одномерное вейвлет-преобразование для решения проблемы распознавания. Блок схема алгоритма кольца-проекционного вейвлет-фрактального метода приведена на рисунке 1.

Рисунок 1. Блок схема алгоритма кольца-проекционного вейвлет-фрактального метода.

Используя кольцо-проекционный вейвлет-фрактальный метод, мы получаем вектор признаков на выходе. Затем, можно использовать вектор признаков и базу данных всех признаков для классификации.

3. Результаты

Проведём сравнение точности работы некоторых популярных методов классификации на задаче распознавания образов на изображениях с использованием кольца-проекционного вейвлет-фрактального метода для выявления признаков с классическим свёрточным методом выявления признаков. Для исследования возьмём следующие методы классификации: «Наивный классификатор Байеса» и «Машины опорных векторов». Алгоритмы были реализованы на языке Python, с использованием библиотек scikit-learn [5] и PyWavelets [6].

В качестве набора данных для задачи распознавания образов на изображениях выбрана классическая база данных изображений рукописных цифр MNIST [7]. Пример изображений из набора приведён на рисунке 2.

Рисунок 2. Пример изображений из набора данных MNIST.

В качестве альтернативы для сравнения степени изменения точности классификации при применении описанного кольца-проекционного вейвлет-фрактального метода выделения признаков были взяты стандартные свёрточные алгоритмы выделения признаков из изображения.

Так как набор данных не бинарный, то используется мульти классовый SVM: решающее правило основано на разбиении задачи на бинарные по схеме "один против остальных" (One-vs-Rest).

Для каждой комбинации метода классификации и метода выделения признаков проведено обучение, валидация и оценка точности на тестирующем множестве (20% от выборки). Для каждого метода классификации был проведён подбор наиболее эффективных гиперпараметров по сетке (Grid search). В итоге, для каждого метода вычислена точность при проведении повторной 10-и блоковой перекрёстной проверки (10-fold cross-validation). Данные о точности и скорости собраны в таблице 1.

Таблица 1. Результаты экспериментов.

Метод выделения вектора признаков	Наивный байесовский классификатор			Метод опорных векторов (SVM)		
	Точно сть	Время обучения (с.)	Время предсказан ия (с.)	Точно сть	Время обучения (с.)	Время предсказани я (с.)
Кольце-проекционный вейвлет-фрактальный метод	0.970	1.98	0.015	0.985	2.52	0.010
Свёрточный алгоритм	0.942	1.15	0.009	0.973	1.88	0.006

4. Анализ

Первое что можно заметить – метод классификации SVM сработал во всех случаях лучше, чем наивный Байес. Однако нас интересует, способен ли исследуемый кольце-проекционный вейвлет-фрактальный метод выделения признаков превзойти стандартные свёрточные алгоритмы и дать выигрыш в точности классификации.

Как видно, нам удалось несколько повысить точность для обоих методов классификации. Статистическая значимость повышения точности подтверждается t-тестом Стьюдента при уровне значимости 0.05. При использовании наивного Байеса ошибка классификации была уменьшена на 93.3% (относительно), а при использовании SVM на 80.1%. Но в тоже время, использование вейвлет-анализа повышает как время обучения, так и время предсказания в обоих случаях. В среднем для обоих методов классификации, время обучения повышается на 53.1%, а время предсказания на 66.67%.

Таким образом, экспериментально установлено, что внедрение вейвлет-анализа в построение моделей классификации изображений полностью оправдано, как минимум в данной задаче распознавания образов рукописных цифр. Однако, нельзя утверждать, что представленный метод применения вейвлет-анализа будет также обеспечивать повышение точности при использовании других методов классификации, или же в иных задачах распознавания образов.

5. Заключение

В работе выполнено экспериментальное сравнение точности методов классификации на задаче распознавания образов на изображениях с использованием технологий вейвлет-анализа и без.

Установлено, что внедрение вейвлет-анализа в построение моделей классификации изображений полностью оправдано, и приводит к относительно малому, но значимому повышению точности классификации. Таким образом, данный метод обладает широким потенциалом для внедрения в автоматизированные системы.

Однако, нельзя утверждать, что представленный метод применения вейвлет-анализа будет также обеспечивать повышение точности при использовании других методов классификации, или же в иных задачах распознавания образов. Таким образом, дальнейшие исследования в этой области целесообразно направить эксперименты по взаимодействию кольцо-проекторного вейвлет-фрактального метода с другими типами классификаторов, например, «К ближайших соседей», бустинг, случайный лес, с другими материнскими вейвлетами (помимо «мексиканской шляпы») и, конечно, на других, более сложных (чем MNIST) задачах распознавания образов.

Кроме того, использование вейвлет-анализа в распознавании образов не заканчивается только на методе выделения признаков. Исследование применения других технологий могут быть проведены в последующих исследованиях.

Список литературы

- [1] Смоленцев, Н. К. Введение в теорию вейвлетов / Н. К. Смоленцев. – Ижевск: РХД, 2010. – 292 с.
- [2] Фомин, Я. А. Распознавание образов: теория и применения. – 2-е изд. / Я. А. Фомин. – М.: ФАЗИС, 2012. – 429 с. ISBN 978-5-7036-0130-4.
- [3] Larson, David R. "Wavelet Analysis and Applications (See: Unitary systems and wavelet sets)". / David R. Larson. // Appl. Numer. Harmon. Anal. Birkhäuser. – 2007. – С. 143-171.
- [4] Guo, T. "Deep wavelet prediction for image super-resolution" / T. Guo, H. S. Mousavi, T. H. Vu, V. Monga // Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. Workshops. – 2017. – С. 1100-1109.
- [5] scikit-learn library for python // Main page «Machine Learning in Python with scikit-learn» — URL <https://scikit-learn.org/> (22.10.2020).
- [6] PyWavelets library for python // Main page «Wavelet Transforms in Python» — URL <https://pywavelets.readthedocs.io/> (22.10.2020).
- [7] LeCun, Yann. MNIST handwritten digit database / Yann LeCun, Corinna Cortes, Chris Burges // The home of the database — URL <http://yann.lecun.com/exdb/mnist/> (22.10.2020).