

Зависимость Ψ от числа Маха и числа Альвена при $\gamma = 2$, $\Theta = 20^\circ$

Если магнитное поле направлено по нормали к фронту ударной волны, то неустойчивость отсутствует.

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (проект № 01-02-16628).

Литература

1. Дьяков С.П. // ЖЭТФ. 1954. **27**. С. 288.
2. Конторович В.М. // Акуст. журн. 1959. **5**. С. 314.
3. Иорданский С.В. // Прикл. матем. и мех. 1957. **21**. С. 465.
4. Андерсон Э. Ударные волны в магнитной гидродинамике. М., 1968.

Поступила в редакцию
11.07.02

УДК 519.2:534

О ПАРАМЕТРИЧЕСКИХ АЛГОРИТМАХ РАСПОЗНАВАНИЯ

Э. А. Кирнос, Ю. П. Пытьев

(кафедра компьютерных методов физики)

Рассмотрено влияние состава обучающей выборки на качество распознавания объектов в шуме алгоритмами «Кора», «ТЕМР», «R-метод», «CORAL». Алгоритмы рассматриваются на примере задачи распознавания искаженных шумом черно-белых изображений и сравниваются с алгоритмами морфологического анализа монохромных (gray scale) изображений [1, 2] и морфологического анализа изображений ламбертовых объектов [3]. Статья является продолжением исследований, описанных в работе [4].

Известные параметрические модели алгоритмов распознавания «Кора» [5], «ТЕМР» [6], «R-метод» [6] и «CORAL» [7] предназначены для решения задач распознавания с обучением. Алгоритм «Кора» является наиболее известным алгоритмом распознавания для булевых признаков [5]. Он основывается на построении информативных фрагментов описаний обучающих объектов — представительных наборов. Представительными наборами обучающих объектов считаются те фрагменты описаний обучающих объектов, которые по данному набору признаков достаточно часто встречаются в одном обучающем классе и почти не встречаются в остальных обучающих классах [4, 8]. Множество представительных наборов определяется заданием двух целочисленных параметров. Варьируя эти параметры, можно менять множество представительных наборов [8].

Алгоритмы «ТЕМР», «R-метод» и «CORAL» являются алгоритмами распознавания, основанными на обнаружении логических закономерностей в множествах обучающих объектов в случае разнотипных признаков: булевых, номинальных и количественных. Процесс построения логических закономерностей для подобных алгоритмов называется построением логических решающих правил [6]. Для этих трех алгоритмов решающее правило представляется

в виде дерева решений. Такая форма представления правил позволяет легко интерпретировать их на языке функциональных свойств объекта [7].

Результаты исследования этих алгоритмов показали возможность их использования в задачах распознавания при ограниченной априорной информации. Этот вывод основан на сравнении этих алгоритмов с двумя морфологическими методами анализа изображений: методом морфологического анализа монохромных изображений [1, 2] и методом морфологического анализа изображений ламбертовых объектов [3]. В качестве исходных данных для тестирования алгоритмов использовались черно-белые изображения цифр размером 20×20 пикселей. Изображения для эксперимента формировались следующим образом. Генератор случайных чисел генерировал целые числа в интервале $[0, 100]$. Назовем уровнем шума $q\%$ целое число q , лежащее в интервале $[0, 100]$. Просматривался каждый пиксел изображения и анализировалось число, сгенерированное датчиком случайных чисел на очередном шаге. Если число попадало в интервал $[0, q]$, то пиксел инвертировался. Тем самым при 0% -м уровне шума ($q = 0$) получалось чистое изображение, при 50% -м уровне шума ($q = 50$) инвертировалось 50% пикселей изображения, а при 100% -м шу-

ме ($q = 100$) изображение инвертировалось полностью.

Для обучения алгоритмов формировались 10 классов изображений, по одному для каждой цифры от 0 до 9. Каждый класс состоял из 11 изображений, в которых шум равномерно возрастал от изображения к изображению, т.е. на обучение подавались изображения со следующими уровнями шума:

$$\left[0\%, q \cdot \frac{1}{10}\%, q \cdot \frac{2}{10}\%, q \cdot \frac{3}{10}\%, q \cdot \frac{4}{10}\%, \right. \\ \left. q \cdot \frac{5}{10}\%, q \cdot \frac{6}{10}\%, q \cdot \frac{7}{10}\%, q \cdot \frac{8}{10}\%, q \cdot \frac{9}{10}\%, q\% \right].$$

Так же, как и в работе [4], при обучении алгоритмов «Кора», «R-метод», «ТЕМР» и «CORAL» исследовалось влияние шума на результат распознавания.

На распознавание предъявлялись серии из 10 изображений цифр. Каждая серия содержала изображения одной из цифр с уровнем шума $q\%$, $q \in [0, 50]$. Каждая такая серия из 10 изображений цифр формировалась заново 50 раз и 50 раз предъявлялась для распознавания. Процент правильных решений (процент распознавания) подсчитывался следующим образом:

$$\text{процент распознавания} = \\ = \frac{\text{количество правильных ответов}}{\text{количество испытаний}} \cdot 100.$$

Здесь количество испытаний — число тестов на распознавание (в нашем случае оно равно 50).

На алгоритмах «Кора», «R-метод», «ТЕМР» и «CORAL», обученных только на чистых изображениях, достигался низкий процент распознавания. Из рис. 1 видно, что только до 20%-го уровня шума тестирующих изображений цифр процент правильных ответов не ниже 80% для всех этих алгоритмов.

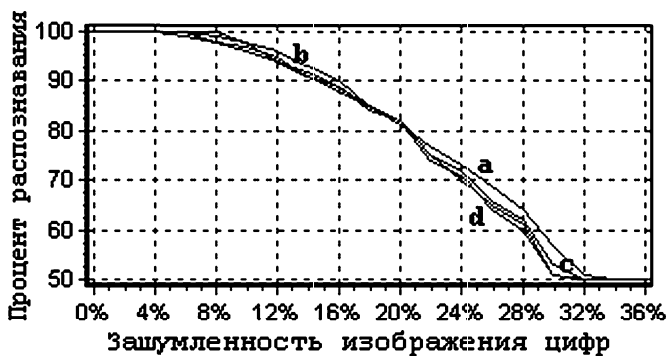


Рис. 1. Результаты распознавания при обучении алгоритмов «Кора» (a), «R-метод» (b), «ТЕМР» (c) и «CORAL» (d) только чистым изображениям цифр

Для алгоритма «Кора» при внесении шума до 32% в объекты обучающих классов наблюдались лучшие результаты распознавания, когда на обучение подавались как чистые, так и зашумленные изображения цифр (рис. 2).

Здесь процент правильных ответов не ниже 80% до 42%-го уровня шума тестирующих изображений цифр. Для алгоритмов «R-метод», «ТЕМР» и

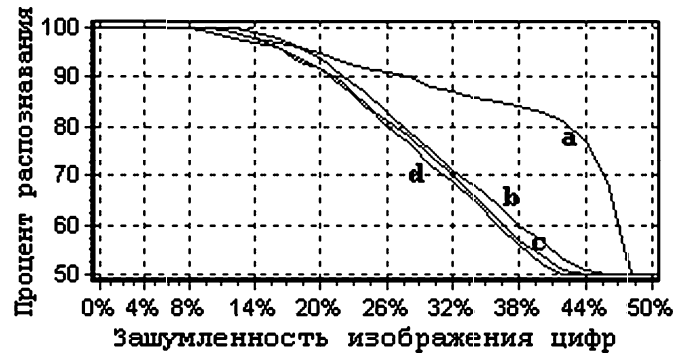


Рис. 2. Результаты распознавания при обучении алгоритмов «Кора» (a), «R-метод» (b), «ТЕМР» (c) и «CORAL» (d) чистым изображениям цифр и изображениям с уровнем шума до 32%

«CORAL» результаты распознавания показаны на рис. 2b, c, d. Для алгоритма «R-метод» процент правильных ответов не ниже 80% наблюдался почти до 28%-го уровня шума тестирующих изображений цифр (рис. 2b), для алгоритмов «ТЕМР» и «CORAL» — до 27% и 26% уровня шума тестирующих изображений цифр соответственно (рис. 2c, d).

Когда проводилось обучение алгоритмов чистым изображениям цифр и изображениям цифр с уровнем шума до 40% результаты распознавания для всех четырех алгоритмов резко ухудшались. Из рис. 3 видно, что только до 6%-го уровня шума тестирующих изображений цифр процент правильных ответов не ниже 80%.

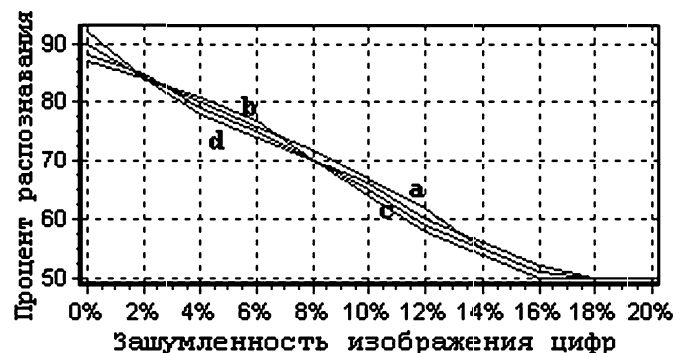


Рис. 3. Результаты распознавания при обучении алгоритмов «Кора» (a), «R-метод» (b), «ТЕМР» (c) и «CORAL» (d) чистым изображениям цифр и изображениям с уровнем шума до 40%

Обобщая результаты всех проведенных тестов, можно отметить следующее: если алгоритмы «Кора», «R-метод», «ТЕМР» и «CORAL» используются для распознавания изображений без шума, то необходимость в обучении алгоритма изображениям в шуме отпадает. Достаточно обучить алгоритм только чистым изображениям. В противном случае, когда алгоритмы используются для распознавания изображений в шуме, наряду с чистыми изображениями на обучение необходимо подавать и изображения в шуме.

Обратимся теперь к сравнению вышеописанных результатов с теми, которые дают два морфологи-

ческих метода распознавания черно-белых изображений — монохромная и ламбертова морфологии.

При обучении морфологического метода распознавания черно-белых изображений (монохромной морфологии) использовались по одному чистому изображению цифры из каждого класса (от 0 до 9). Для морфологического метода распознавания черно-белых изображений ламбертовых объектов (ламбертовой морфологии) стратегия обучения идентична стратегии обучения для вышеописанных алгоритмов «Кора», «R-метод», «TEMP» и «CORAL».

При обучении ламбертовой морфологии только чистым изображениям цифр процент правильных ответов не ниже 80% до 26%-го уровня шума тестирующих изображений цифр (рис. 4а).

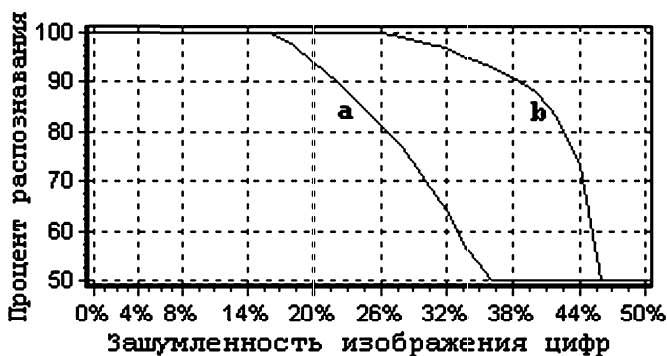


Рис. 4. Результаты распознавания при обучении ламбертовой морфологии: *a* — только чистым изображениям, *b* — чистым изображениям и изображениям с 35%-м уровнем шума

Для ламбертовой морфологии при включении в обучающие классы объектов с уровнем шума до 35% были получены наилучшие результаты: процент правильных ответов не ниже 80% до 43%-го уровня шума тестирующих изображений цифр (рис. 4б). Нетрудно заметить, что при обучении ламбертовой морфологии чистым изображениям и изображениям в шуме результаты распознавания оказываются значительно лучше, чем при обучении только чистым изображениям. При дальнейшем увеличении уровня шума в обучающей выборке результаты распознавания для ламбертовой морфологии резко ухудшались.

Главное отличие монохромной морфологии от ламбертовой морфологии и от четырех алгоритмов распознавания «Кора», «R-метод», «TEMP», «CORAL» состоит в обучении, а именно, монохромную морфологию достаточно обучить только чистым изображениям, поскольку в ее основе лежит понятие формы чистого изображения, а шум априори интерпретируется как искажение формы [1, 2]. Когда на яркость изображения цифры накладываются дополнительные ограничения, а именно известно, что яркость символа не может быть меньше яркости фона, процент правильных ответов для монохромной



Рис. 5. Результаты распознавания при обучении монохромной морфологии только чистым изображениям

морфологии не ниже 80% наблюдается до 48%-го уровня шума тестирующих изображений цифр (рис. 5).

Итак, вышеописанные алгоритмы «Кора», «R-метод», «TEMP», «CORAL» ориентированы на распознавание информации, представляемой в словесно-цифровом виде, в то время как морфологические методы (монохромная и ламбертова морфологии) ориентированы на распознавание реальных объектов. Из рис. 5 следует, что монохромная морфология при распознавании цифр дает самые лучшие результаты по сравнению со всеми другими описанными выше алгоритмами, включая и ламбертову морфологию. Ламбертова морфология, основанная на понятии формы изображения ламбертова объекта [3], при распознавании ламбертовых объектов дает результаты заметно лучшие нежели результаты, которые дает монохромная морфология при распознавании ламбертовых объектов.

Литература

1. Пытьев Ю.П. // Кибернетика и теория регулирования. ДАН СССР. 1983. **269**, № 5. С. 1061.
2. Pyt'ev Yu.P. // Pattern Recogn. Image Analysis. 1993. **3**, No. 1. P. 19.
3. Pyt'ev Yu.P., Pyt'ev A. Yu. // Pattern Recogn. Image Analysis. 1997. **7**, No. 4. P. 393.
4. Kirnos E.A., Pyt'ev Yu.P., Djukova E.V. // Pattern Recogn. Image Analysis. 2002. **12**, No. 1. P. 19.
5. Вайнцвайг М.Н. Алгоритмы обучения распознаванию образов. М., 1973.
6. Лбов Г.С., Старцева Н.Г. Логические решающие функции и вопросы статистической устойчивости решений. Новосибирск, 1999.
7. Лбов Г.С. Методы обработки разнотипных экспериментальных данных. Новосибирск, 1981.
8. Дюкова Е.В. Об одной параметрической модели алгоритмов распознавания типа «Кора». М.: ВЦ АН СССР, сер. Сообщения по прикладной математике, 1995.

Поступила в редакцию
17.07.02