

УДК 681.327

**ИССЛЕДОВАНИЕ УСТОЙЧИВОСТИ ОРТОГОНАЛЬНЫХ МОМЕНТНЫХ  
ФУНКЦИЙ ОТНОСИТЕЛЬНО НЕКОТОРЫХ ТИПОВ ИСКАЖЕНИЙ  
ОБЪЕКТОВ НА ИЗОБРАЖЕНИИ**Р.Х. САДЫХОВ<sup>2</sup>, М.Л. СЕЛИНГЕР<sup>1</sup><sup>1</sup>*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники  
П. Бровки, 6, Минск, 220013, Беларусь,*<sup>2</sup>*Объединенный институт проблем информатики НАН Беларуси  
Сурганова, 6, Минск, 220012, Беларусь**Поступила в редакцию 1 декабря 2006*

В статье рассмотрены вопросы устойчивости моментных признаков различных типов относительно наиболее часто встречающихся видов искажений объектов при работе с рукописными символами — наклон, проекция и разрывы в линиях, а также их комбинация. Выполнены исследования на базе изображений рукописных цифр с разной степенью наклона и проекции объектов относительно исходных объектов. По результатам экспериментов сделаны выводы об устойчивости моментных признаков к исследуемым типам искажений, даны рекомендации по построению систем распознавания рукописных символов.

*Ключевые слова:* ортогональные моментные признаки, моменты Цернике, моменты Фурье–Меллина, моменты Лежандра, распознавание рукописных символов.

**Введение**

Одним из наиболее часто встречающихся типов искажений исходного объекта на изображении при работе с рукописными символами является его наклон, проекция или их комбинация. Эти искажения или вариации объекта обусловлены различием почерка у разных людей. Другой довольно распространенный тип искажений при работе с рукописными символами — разрывы в линиях, которые обусловлены чаще всего невысоким качеством бумажного носителя при сканировании документов. Моментные функции на основе ортогональных полиномов Цернике, псевдо-Цернике, Фурье–Меллина [1–3, 6, 8, 10] легко преобразуются в форму, инвариантную к повороту объекта на изображении, однако невозможно получить ортогональные моменты, инвариантные к перечисленным выше типам искажений [4, 5, 7, 9, 11]. В связи с этим возникает необходимость исследования устойчивости различных типов моментных функций относительно таких искажений объекта. К сожалению, на сегодняшний день этот вопрос в литературе практически не рассматривался.

Для реализации, исследования и оптимизации алгоритмов вычисления моментных признаков авторами была выбрана специализированная среда математических вычислений MATLAB. Исходная база изображений, на которой выполнялись все эксперименты, состоит из 5400 изображений цифр по 540 для каждой цифры. На рис. 1,а показан фрагмент исходной базы данных изображений. Можно отметить, что база является достаточно информативной:

внутриклассовые вариации объектов практически отсутствуют, и при этом имеют место незначительные различия в размере объектов и их ориентации.

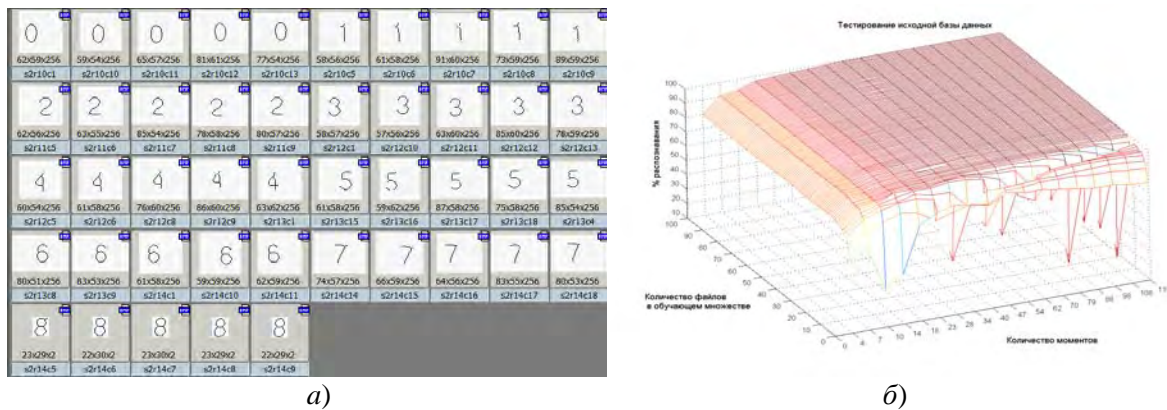


Рис. 1. Пример исходной базы изображений (а) и зависимость уровня распознавания от размера обучающего множества и количества моментов Цернике (б)

В начале экспериментов проверим возможность классификации на исходной базе данных. Для этого выделим некоторое количество изображений каждой цифры в качестве обучающего множества, остальные объекты будут образовывать тестовое множество. На рис. 1,б показаны зависимости уровня классификации от размеров обучающего множества и количества используемых при обучении и классификации моментов Цернике с использованием классификатора "линейный дискриминант Фишера". Анализируя рисунки, можно сделать вывод о том, что при обучении оказывается достаточным использовать по 10–20 изображений из каждого класса. При этом уровень распознавания, превышающий 95%, достигается уже при использовании всего 14 моментных признаков (максимальный порядок моментов равен 6). Основываясь на этих результатах, при проведении дальнейших экспериментов размер обучающего множества был выбран равным 50 изображениям из каждого класса, максимальный используемый порядок моментов — 12.

### Устойчивость моментных признаков относительно наклона изображения

Теперь исследуем устойчивость моментных признаков по отношению к наклону объекта на изображении. Для этого специально сгенерируем наклонные версии исходной базы изображений. Наклонное изображение получается из исходного с использованием матрицы аффинного преобразования следующего вида:

$$T = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -\text{skew} & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad (1)$$

где skew задает степень наклона. На рис. 2 показаны исходное изображение и наклонные для skew =0,1–1,0 с шагом 0,1.

Образует теперь обучающее множество на основе исходного (по 50 изображений для каждого класса), а тестовое — на основе наклонных версий исходных изображений (по 540 изображений для каждого класса, общий размер 5400 изображений). На рис. 3,а показаны результаты классификации тестовых баз изображений в зависимости от степени наклона и количества используемых моментов Цернике. Анализ рисунка позволяет сделать следующие выводы:

- уровень классификации резко падает с увеличением наклона объектов на изображении;
- использование при распознавании количества моментов больше 40–60 не дает существенного увеличения уровня распознавания, а в ряде случаев может даже привести к его уменьшению.

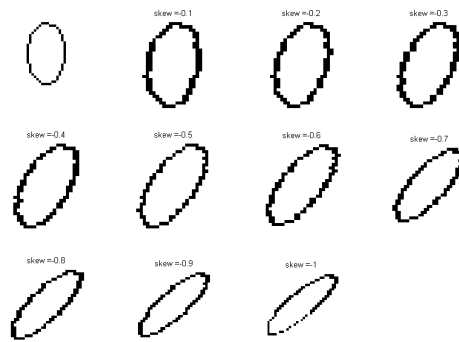


Рис. 2. Исходное изображение и его наклонные версии для разной степени наклона skew

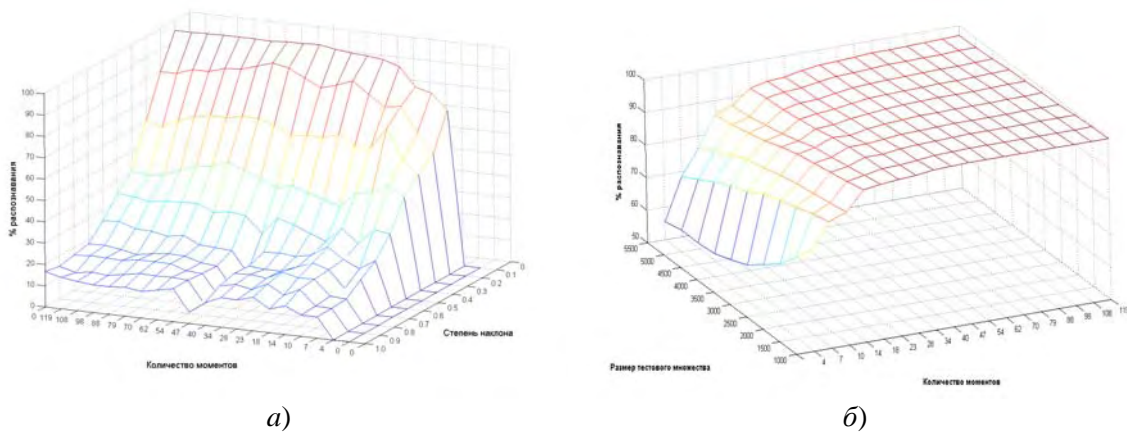


Рис. 3. Зависимость уровня распознавания наклонных версий изображений относительно количества моментов и разной степени наклона (а) и зависимость уровня распознавания наклонных версий изображений относительно количества моментов и разной степени наклона при участии наклонного множества в обучении (б)

Образует теперь обучающее множество, смешивая исходную базу с наклонной. Сначала возьмем по 50 изображений каждого класса из исходного множества и столько же из наклонного с величиной наклона  $skew = 0,1$ . Таким образом, обучающее множество будет состоять из 1000 изображений. Тестовое множество образуется из 4900 изображений исходного и 4900 наклонного (всего 9800 изображений). Выполняя аналогичные операции для наклонных множеств с параметром  $skew = 0,2-1,0$  для значения  $skew = 1,0$  получим обучающее множество из 5500 изображений и тестовое из 53900 изображений. Результаты классификации для  $skew = 0,1-1,0$  приведены на рис. 3,б, из которых можно сделать следующие выводы:

- включение изображений с наклонными объектами в обучающее множество позволяет получить уровень классификации 98,3%;
- использование при распознавании количества моментов больше 50–70 не дает существенного увеличения уровня распознавания.

### Устойчивость моментных признаков относительно проекции изображения

Исследуем теперь устойчивость моментных функций различных типов относительно проективного преобразования исходного объекта на изображении. Проективное изображение получается из исходного с использованием матрицы проективного преобразования следующего вида:

$$T = \begin{pmatrix} 1 - 2 * \text{projection} & 0 & 0 \\ -\text{projection} & 1 - 2 * \text{projection} & -2 * \text{projection} \\ \text{projection} & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad (2)$$

где projection задает степень проекции. На рис. 4,*а* показаны исходное изображение и проективные для projection=0,04–0,4 с шагом 0,04.

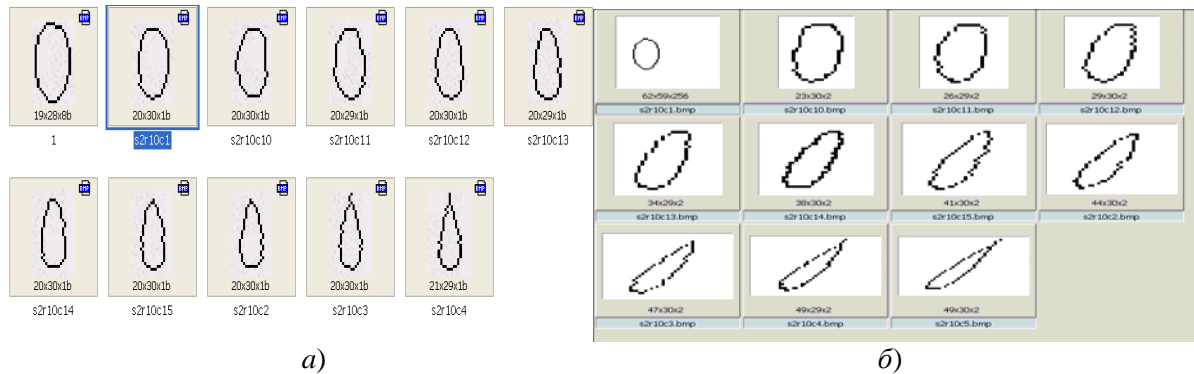


Рис. 4. Исходное изображение и его проективные версии (*а*) и исходное изображение и результат применения комбинации преобразований наклона и проекции (*б*)

При проведении экспериментов воспользуемся методикой, использованной для исследования устойчивости к наклону. На рис. 5,*а* показаны результаты классификации тестовых баз изображений в зависимости от степени проекции и количества используемых моментов Цернике.

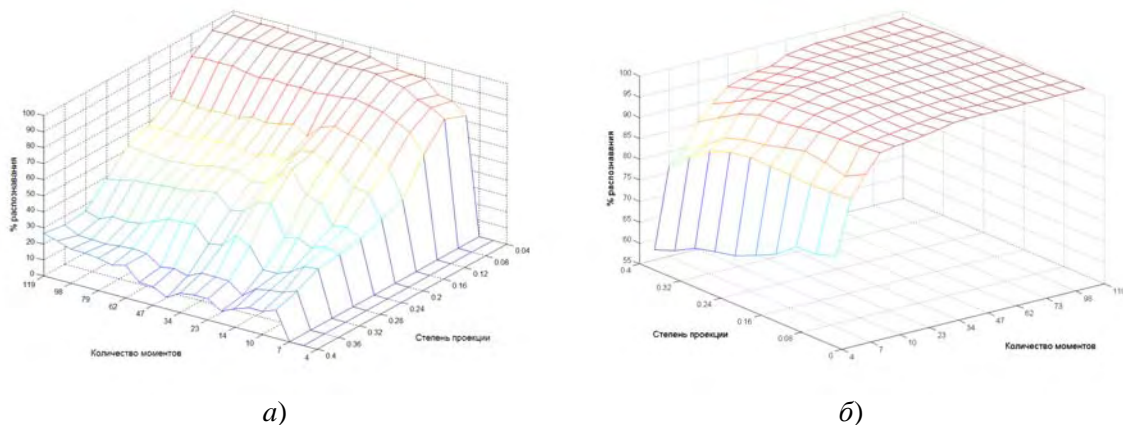


Рис. 5. Зависимость уровня распознавания проективных версий изображений относительно количества моментов и разной степени проекции (*а*) и зависимость уровня распознавания проективных версий изображений относительно количества моментов и разной степени проекции при участии проективного множества в обучении (*б*)

Образуем теперь обучающее множество, смешивая исходную базу с проективной по той же методике. Результаты классификации для projection=0,04–0,4 приведены на рис. 5,*б*.

Анализируя рис. 5,*б*, можно сделать следующие выводы:

включение изображений с проективными объектами в обучающее множество позволяет получить уровень классификации 97,9%;

использование при распознавании количества моментов больше 50–70 не дает существенного увеличения уровня распознавания.

## Устойчивость моментных признаков относительно наклона и проекции изображения

Рассмотрим теперь поведение моментных функций в случае, когда исходный объект на изображении подвергается комбинации 2 преобразований — наклона и проекции. Матрица такого комбинированного преобразования будет иметь вид:

$$T = \begin{pmatrix} 1 - 2 * \text{projection} & 0 & 0 \\ -(\text{projection} + \text{skew}) & 1 - 2 * \text{projection} & -2 * \text{projection} \\ \text{projection} & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad (3)$$

где  $\text{projection}$ ,  $\text{skew}$  задают степень наклона и проекции соответственно. На рис. 4,б показаны исходное изображение и результат преобразования для  $\text{skew}=0,1-1,0$  с шагом 0,1 и  $\text{projection}=0,04-0,4$  с шагом 0,04.

На рис. 6 показаны результаты классификации тестовых баз изображений, выполненной по описанной выше схеме. Как видно из рисунка, тенденция остается такой же, как и для наклона и проекции по отдельности. Включение в обучающее множество искаженных объектов позволяет достичь уровня распознавания выше 97,7%.

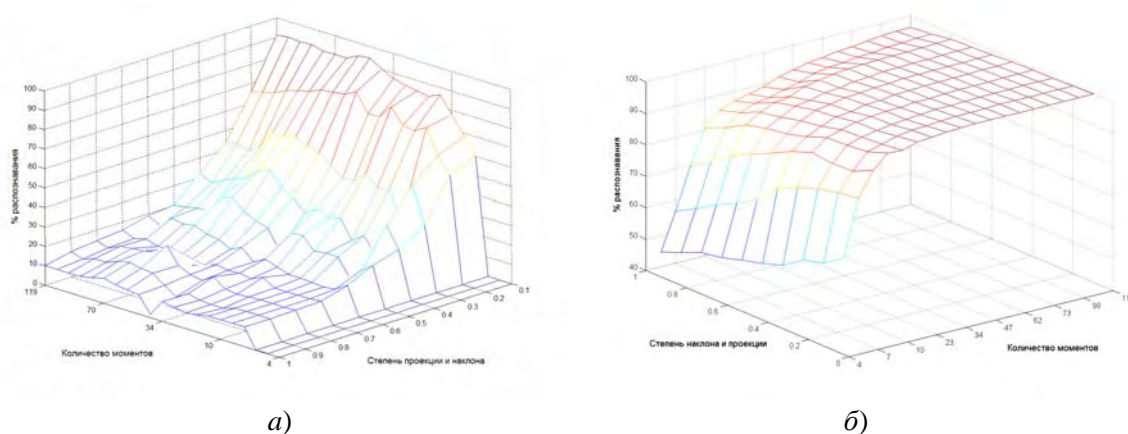


Рис. 6. Зависимость уровня распознавания наклонных и проективных версий изображений относительно количества моментов и разной степени наклона и проекции (а) и зависимость уровня распознавания наклонных и проективных версий изображений относительно количества моментов и разной степени наклона и проекции при участии наклонного и проективного множества в обучении (б)

## Заключение

По результатам экспериментов можно сформулировать следующие выводы.

1. Моментные признаки не обладают устойчивостью по отношению к наклону и проекции объектов на изображениях.
2. Для обеспечения приемлемых результатов классификации необходимо включать в обучающее множество как можно более широкий спектр исходных объектов каждого класса (с разной степенью наклона и проекции).
3. При построении реальной системы распознавания рукописных символов необходимо задать ограничения на степень вариаций объектов относительно наклона и проекции.
4. При проведении классификации достаточно ограничиться моментными функциями до 12 порядка включительно, так как дальнейшее увеличение их количества не дает сколько-нибудь значительного прироста уровня распознавания.

# ORTHOGONAL MOMENTS STABILITY ANALYSIS RELATIVE TO SOME TYPES OF DISTORTIONS OF OBJECTS ON IMAGES

R. KH. SADYKHOV, M.L. SELINGER

## Abstract

In this article stability analysis of different orthogonal moments to most frequent handwritten character types of distortions – inclination, projection, and combination of both – is represented. Research of handwritten characters database with different degree of inclination and projection of objects is performed. The recommendations on creation handwritten characters recognition system based on experiments results about moments stability relative to analyzed types of distortions are given are suggested.

## Литература

1. *Bailey R.R., Srinath M.* // IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1996. Vol. 18. P. 389–399.
2. *Belkasim S, Shridhar M., Ahmadi M.* // Pattern Recognition. 1991. Vol. 24. P. 1117–1138.
3. *Chong C.-W., Raveendran P., Mukundan R.* // Pattern Recognition. 2004. Vol. 37. P. 119–129.
4. *Chong C.-W., Raveendran P., Mukundan R.* // Pattern Recognition. 2003. Vol. 36. P. 1765–1773.
5. *Hew P.C., Adler M.D.* Recognition of Printed Digits using Zernike or Orthogonal Fourier-Mellin Moments // Department of Mathematics, The University of Western Australia. 1997.
6. *Kan C., Srinath M.D.* // Pattern Recognition. 2002. Vol. 35. P. 143–154.
7. *Khotanzad A., Hong Y.H.* // IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1990. Vol. 12. P. 489–497.
8. *Liao S.X., Pawlak M.* // IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1996. Vol. 18. P. 254–266.
9. *Sheng Y., Arsenault H.* // J. Opt. Soc. Am. 1986. Vol. 3. P. 771.
10. *Sheng Y., Shen L.* // J. Opt. Soc. Am. 1994. Vol. 11. P. 1748–1757.
11. *Wallin A., Kubler O.* // IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1995. Vol. 17. P. 1106–1110.