

Krassimir Markov, Vitalii Velychko, Oleksy Voloshin
(editors)

**Information Models
of
Knowledge**

**ITHEA[®]
KIEV – SOFIA
2010**

Krassimir Markov, Vitalii Velychko, Oleksy Voloshin (ed.)

Information Models of Knowledge

ITHEA®

Kiev, Ukraine – Sofia, Bulgaria, 2010

ISBN 978-954-16-0048-1

First edition

Recommended for publication by The Scientific Council of the Institute of Information Theories and Applications FOI ITHEA

ITHEA IBS ISC: 19.

This book maintains articles on actual problems of research and application of information technologies, especially the new approaches, models, algorithms and methods for information modeling of knowledge in: Intelligence metasynthesis and knowledge processing in intelligent systems; Formalisms and methods of knowledge representation; Connectionism and neural nets; System analysis and synthesis; Modelling of the complex artificial systems; Image Processing and Computer Vision; Computer virtual reality; Virtual laboratories for computer-aided design; Decision support systems; Information models of knowledge of and for education; Open social info-educational platforms; Web-based educational information systems; Semantic Web Technologies; Mathematical foundations for information modeling of knowledge; Discrete mathematics; Mathematical methods for research of complex systems.

It is represented that book articles will be interesting for experts in the field of information technologies as well as for practical users.

General Sponsor: Consortium FOI Bulgaria (www.foibg.com).

Printed in Ukraine

Copyright © 2010 All rights reserved

© 2010 ITHEA® – Publisher; Sofia, 1000, P.O.B. 775, Bulgaria. www.ithea.org ; e-mail: info@foibg.com

© 2010 Krassimir Markov, Vitalii Velychko, Oleksy Voloshin – Editors

© 2010 Ina Markova – Technical editor

© 2010 For all authors in the book.

® ITHEA is a registered trade mark of FOI-COMMERCE Co., Bulgaria

ISBN 978-954-16-0048-1

C/o Jusautor, Sofia, 2010

МЕТОД ВЫДЕЛЕНИЯ ПРИЗНАКОВ НА ОСНОВЕ СОВМЕСТНЫХ ВЕКТОРОВ МОМЕНТНЫХ ФАЗОВЫХ РАСПРЕДЕЛЕНИЙ И МОМЕНТОВ ЗЕРНИКЕ

А.Н. Чернодуб

Аннотация: *Предлагается новый метод получения векторов признаков на основе инвариантных моментов называемых векторами моментных фазовых распределений для решения задачи распознавания двумерных полутоновых изображений. Приводятся данные численных экспериментов по классификации двумерных изображений, имеющих разный размер и меняющийся угол поворота относительно фронтальной оси. Исследуется устойчивость предлагаемого метода к шуму.*

Ключевые слова: *распознавание образов, обработка изображений, теория моментных инвариантов, полиномы Зернике*

ACM Classification Keywords: *1.4 Image Processing and Computer Vision, 1.4.7 Feature Measurement, Moments, Invariants.*

I. Введение

Теория моментных инвариантов для двумерных изображений возникла с выходом работы М.К. Ху [Hu, 1962], в которой предложен способ вычисления векторов признаков для полутоновых изображений, не меняющихся при произведении аффинных преобразований над изображением: изменении размера, повороте и сдвиге. Была доказана теорема уникальности, гарантирующая взаимнооднозначное соотношение между исходными изображениями и генерируемыми векторами признаков, “геометрическими инвариантными моментами” (“geometric moments invariants”). Они с успехом применялись для распознавания печатного текста, классификации силуэтов кораблей и самолетов. Позже, М. Тиг [Teague, 1980] предложил способ вычисления инвариантных к аффинным преобразованиям моментов путем разложения функции интенсивности изображения по ортогональным полиномам Зернике. Было доказано, что моменты Зернике сводятся к геометрическим моментам, также была выведена формула, по которой моменты Зернике могут быть получены из геометрических моментов, и наоборот. Продолжением было опробование других множеств полиномов в качестве базисных функций. Ч. Х. Тех и Р. Т. Чин предложили в качестве базисных функций использовать ортогональные полиномы псевдо-Зернике и полиномы Лежандра [Teh & Chin, 1988], Ю. Шенг и Л. Шен ввели ортогональные моменты Фурье-Меллина [Sheng & Shen, 1994], Р. Мукундан и др. предложили моменты на основе полиномов Чебышева [Munkundan et. al., 2001], П.Т. Яп и др. предложили использовать моменты на основе полиномов Кравчука [Yap et. al, 2003], Х.К. Жу и др. ввели в обращение моменты Рака [Zhu et. al., 2007].

В нашей работе мы предлагаем новый способ вычисления векторов признаков на основе теории инвариантных моментов, называемый моментными фазовыми распределениями, который подходит для всех Зернике-подобных моментов. Будучи добавленными к вычисленным обычным способом моментам, моментные фазовые распределения способны улучшать качество распознавания объектов двумерных изображений при небольшом собственном размере, а также незначительных требованиях к дополнительным вычислительным ресурсам.

II. Инвариантные моменты Зернике

Несмотря на свою долгую историю, моменты Зернике остаются очень популярными. На основе моментов Зернике создаются практические приложения по распознаванию образов, а их свойства продолжают активно исследоваться [Zhenjiang, 2000], [Rodtook & Makhanov, 2005], [Rouze et al., 2006], [Kim & Kim, 2008]. В связи с этим, мы используем именно моменты Зернике для описания предлагаемого способа вычисления дополнительного вектора признаков, моментных фазовых распределений.

Рассмотрим схему вычисления моментов Зернике. Пусть черно-белое полутоновое изображение на плоскости описывается функцией интенсивности $f(x, y)$, имеющей область значений на отрезке $[0, 1]$. Значение "0" кодирует абсолютно черный цвет, значение "1" – абсолютно белый. Промежуточные значения между 0 и 1 соответствуют различным оттенкам серого. На рис. 1, слева, показана функция интенсивности для белого символа "А", находящегося на черном фоне.

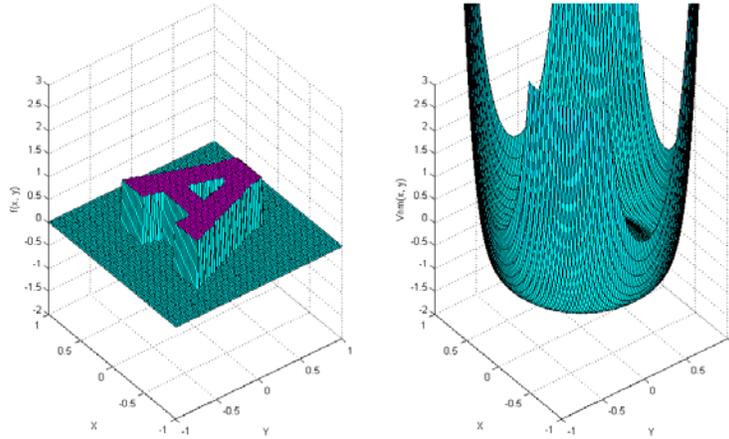


Рис. 1. Представление изображения символа "А" в виде функции интенсивности изображения $f(x, y)$ (слева), пример базисной функции $V_{6,4}$, по которой проводится разложение полутонового изображения (справа).

Для обеспечения инвариантности к сдвигу, начало координат для вычисления моментов всегда устанавливается в точку "центра масс" изображения. Точка центр масс определяется по формуле:

$$(x_c; y_c) = \left(\frac{m_{10}}{m_{00}}; \frac{m_{01}}{m_{00}} \right) \quad (1)$$

де m_{pq} — геометрические моменты по М.К. Ху [Hu, 1962]:

$$m_{pq} = \iint x^p y^q f(x, y) dx dy \quad (2)$$

Величину m_{00} можно интерпретировать как полную "массу" изображения.

Моменты Зернике ZM_{nm} , определенные на единичном круге $0 \leq \sqrt{x^2 + y^2} \leq 1$, вычисляются по формуле [Abdallah, 2000], для дискретного случая:

$$ZM_{nm} = \frac{n+1}{\pi} \sum_{x=0}^N \sum_{y=0}^M f(x, y) [V_{nm}(x, y)]^* \quad (3)$$

$$V_{nm}(x, y) = Z_{nm}(x, y) \exp(i \arctg(y/x)) \quad (4)$$

$$Z_{nm}(x, y) = \sum_{k=0}^{(n-m)/2} (-1)^k \frac{(n-k)!}{k! \left(\frac{n+m}{2} - k\right)! \left(\frac{n-m}{2} - k\right)!} (x^2 + y^2)^{(n-2k)/2} \quad (5)$$

где: n – порядок момента, m – порядок гармоники, $n \in N^+$, $m \in N$, $|m| \leq n$, $(n - |m|)$ четное, символом * обозначается комплексное сопряжение. Здесь ZM_{nm} – комплексные моменты Зернике, Z_{nm} –

полиномы Зернике, V_{nm} - базисные функции, по которым происходит разложение изображения. На рис. 1, справа показан пример базисной функции V_{nm} при $n = 6$, $m = 4$. Модули векторов моментов Зернике инвариантны к повороту:

$$|ZM^{ROTATED}_{nm}| = |ZM_{nm}| \quad (6)$$

Векторы признаков Зернике порядка N формируются согласно формуле:

$$ZMI_N = \left(\frac{|ZM_{11}|}{m_{00}}, \frac{|ZM_{20}|}{m_{00}}, \frac{|ZM_{22}|}{m_{00}}, \dots, \frac{|ZM_{NN}|}{m_{00}} \right)^T \quad (7)$$

Каждая компонента вектора признаков делится на массу изображения m_{00} , которая пропорциональна его размеру. Этим обеспечивается инвариантность объекта к изменению масштаба. Заметим, что $m_{00} \equiv ZM_{00}$. На практике, для распознавания образов редко используются векторы признаков порядка больше 15 в силу меньшей устойчивости моментов более высокого порядка к шуму, что снижает точность распознавания.

III. Восстановление ориентации изображения по фазам моментов

При вращении объекта во фронтальной плоскости, комплексный вектор момента Зернике также поворачивается вместе с ним. При значении порядка гармоники момента $m = 1$, комплексный вектор выполняет один полный оборот относительно начала координат за время одного полного оборота объекта, при $m = 2$ – вектор момента делает два полных оборота за время одного полного оборота объекта и т.д. Значения фаз моментов, то есть углов поворота векторов моментов на комплексной плоскости относительно вектора $(1, 0)$ умышленно не используются, поскольку в качестве признаков берут длину комплексного вектора. Тем не менее, их можно получить из значений моментов.

Пусть $m = 1$. Тогда, фазу $\alpha \in [0; 2\pi]$ для момента $ZM_{n,1}$ порядка n можно вычислить по формуле:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{if } \operatorname{Re}(ZM_{n,1}) > 0, \quad \alpha = \operatorname{arctg} \frac{\operatorname{Im}(ZM_{n,1})}{\operatorname{Re}(ZM_{n,1})} + \frac{3\pi}{2} \\ \text{if } \operatorname{Re}(ZM_{n,1}) < 0, \quad \alpha = \operatorname{arctg} \frac{\operatorname{Im}(ZM_{n,1})}{\operatorname{Re}(ZM_{n,1})} + \frac{\pi}{2} \\ \text{if } \operatorname{Re}(ZM_{n,1}) = 0, \quad \alpha = 0 \end{array} \right. \quad (8)$$

В своей диссертации [Abdallah, 2000] С. Абдалла показал, что информацию о фазах моментов можно использовать для дополнительного повышения качества классификации объектов, поскольку по нему можно восстанавливать исходную ориентацию изображения и использовать ее как обратную гипотезу. Этот метод работает, если в наличии есть дополнительная априорная информация о возможных ограничениях в ориентации объекта. Например, для стационарной системы видео-слежения с блоком распознавания лиц можно ожидать невозможность наличия в поле зрения камеры перевернутых «вверх ногами» лиц. Этот метод не получил большого распространения из-за необходимости указания допустимых областей для фаз моментов различных образов вручную или использования примеров изображений при всех допустимых поворотах для автоматического выявления допустимых областей фаз моментов классификатором, что не всегда является возможным.

IV. Моментные фазовые распределения и формирование вектора признаков на их основе

Рассмотрим предлагаемый метод получения моментных фазовых распределений. Пусть на единичном круге задано полутоновое изображение. Определим количество круговых сегментов L , на которое мы разбиваем изображение, $L \geq 3$, $L \in \mathbb{Z}$. Для каждого i , такого что $1 \leq i \leq L$, определим соответствующий круговой сегмент R_i по формуле:

$$R_i = \forall x, y : r_{i-1} < \sqrt{x^2 + y^2} \leq r_i, \quad r_i = \frac{1}{L} \times i \quad (9)$$

При $i = 1$, круговой сегмент является собой круг радиуса $\frac{1}{L}$ с центром в точке начала координат, которая выбирается в точке центра масс изображения, а при $2 \leq i \leq L$ круговой сегмент представляет собой кольцо ширины $\frac{1}{L}$ с тем же центром. Определим фазы α_i для каждого кругового сегмента R_i по формуле (9). Порядки моментов, которые используются для вычисления фаз, должны быть строго зафиксированы. На рис. 2 показано разделение изображения на три круговых сегмента по описанному выше способу и возможные фазы моментов для каждого из сегментов при параметре $L = 3$.



Рис. 2. Фазы моментов α_1 , α_2 , α_3 , вычисленные для разных круговых сегментов R_1 , R_2 , R_3 оригинального изображения и их поведение в случае поворота изображения вокруг фронтальной оси

По построению круговых сегментов, при вращении изображения в фронтальной оси, а также при изменении масштаба изображения и трансляции, ориентация фаз моментов относительно друг друга не меняется, углы между комплексными векторами моментов остаются постоянными. Относительное угловое расстояние $d_k \in [0; \pi]$ между двумя последовательно расположенными моментами α_k и α_{k+1} может быть вычислено по формуле:

$$d_k = \sqrt{\cos(\alpha_{k+1} - \alpha_k)^2 + \sin(\alpha_{k+1} - \alpha_k)^2} \quad (10)$$

для $1 \leq k \leq K$, $K = L - 1$. Моментные фазовые распределения PD_K порядка K вычисляются по формуле:

$$PD_K = (d_1; \dots; d_K)^T \quad (11)$$

Они могут быть использованы в качестве самостоятельных векторов признаков, а могут добавляться к векторам признаков на основе моментов Зернике, вместе формируя совместные векторы признаков:

$$ZPDMI_{N,K} = \left(\frac{|ZM_{11}|}{m_{00}}, \frac{|ZM_{20}|}{m_{00}}, \frac{|ZM_{22}|}{m_{00}}, \dots, \frac{|ZM_{NN}|}{m_{00}}; d_1; \dots; d_K \right)^T \quad (12)$$

Векторы признаков, вычисленные по последнему способу, представляют особый интерес. Во-первых, они содержат в себе моменты Зернике, эффективность которых в области распознавания двумерных образов была подтверждена многими практическими исследованиями. Во-вторых, в них содержатся новые компоненты, соответствующих моментным фазовым распределениям. Эти новые признаки несут в себе дополнительную информацию о структуре изображения, имеют небольшой объем и могут быть эффективно вычислены.

V. Результаты экспериментов по классификации изображений

Мы проводили тестирование эффективности работы предлагаемого метода выделения признаков на задаче классификации изображений, взятых из базы полутоновых изображений COIL-20 [Nene et. al., 1996]. Выборка для экспериментов была подготовлена по способу, идентичному использованному в работе [Zhang et. al., 2009]: из базы данных было выбрано 8 изображений, показанных на рис. 3.



Рис. 3. Оригинальные изображения из базы данных Columbia Database, используемые для экспериментов по классификации изображений

Причиной выбора именно этих примеров была их большая внешняя схожесть. Оригинальный размер изображений – 128x128. Затем каждое из изображений было программно сжато/растянуто с коэффициентами масштабирования $\lambda \in \{0.5, 0.75, 1.1.5, 2\}$ и повернуто вокруг фронтальной оси с на углы $\beta \in \{30^\circ, 60^\circ, \dots, 360^\circ\}$, формируя таким образом множество из 480 изображений.

В качестве классификатора был использован простейший классификатор, метод k ближайших соседей при $k = 1$. Для обучения классификатора использовались только оригинальные изображения, показанные на рис. 3, по одному для каждого класса. Все остальные изображения были использованы для оценки качества классификации. Точность классификации η вычислялась по формуле:

$$\eta = \frac{\text{Количество правильно классифицированных изображений}}{\text{Общее количество изображений}} \times 100\% \quad (13)$$

В ходе первого эксперимента, в качестве векторов признаков использовались векторы, содержащие только моментные фазовые распределения при количестве круговых сегментов $L = 3$, определяемые формулой (11). Результаты эксперимента приведены в табл. 1.

Табл. 1. Точность классификации полутоновых изображений при использовании векторов признаков, содержащих только моментные фазовые распределения Зернике в зависимости от параметров.

	n=1, m=1	n=3, m=1	n=5, m=1	n=7, m=1	n=9, m=1	n=11, m=1	n=13, m=1	n=15, m=1
PD, точность классификации, %	45.975	67.373	59.958	61.017	58.686	52.331	46.61	33.686

Точность классификации получилась невысокой, что можно объяснить небольшим размером векторов признаков, $K = 2$. Использовать такие векторы признаков сами по себе в случае применения простых классификаторов нельзя.

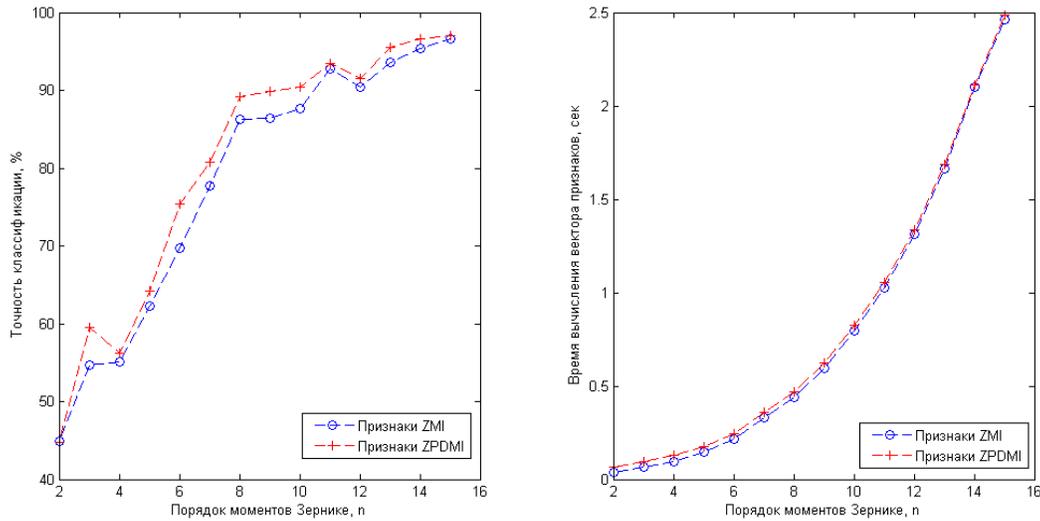


Рис. 4. Точность классификации изображений в зависимости от порядка используемых моментных функций (слева), среднее время вычисления вектора признаков в зависимости от порядка моментных функций (справа).

Во втором эксперименте мы сравнивали точность классификации, полученную при использовании традиционных инвариантных моментов Зернике ZMI, вычисленных по формуле (7) и предлагаемых совместных векторов моментных фазовых распределений и моментов Зернике ZPDMI, полученных по формуле (12), для различных порядков моментов Зернике, входящих в оба вида векторов. Для вычисления моментных фазовых распределений всегда использовались параметры $n=1$, $m=1$.

Как видно из графиков на рис. 4, точность классификации, полученная при использовании предлагаемых векторов признаков ZPDMI получилась лучше, чем точность классификации для традиционных признаков ZMI для моментов всех порядков. Разница во времени вычисления векторов признаков при этом возросла незначительно.

В третьем эксперименте, наше множество из 480 изображений было искусственно зашумлено помехами типа "salt & pepper", с уровнем шум/сигнал 1%, 2%, 4% и 10%. Результаты классификации при использовании зашумленных изображений приведены в табл. 2.

Табл.2. Точность классификации изображений с различным уровнем шума для различных методов

	Без шума	Шум 1%	Шум 2%	Шум 4%	Шум 10%
Традиционный метод ZMI, % правильных ответов	96.61	96.19	94.07	95.76	85.17
Предлагаемый метод ZPDMI, % правильных ответов	97.03	96.82	94.28	95.97	86.44

Как видно из последней таблицы, предлагаемый метод формирования векторов признаков обеспечивает большую устойчивость к шуму, чем традиционный метод моментов Зернике.

VI. Выводы

Предложенный нами метод выделения признаков, основан на идее вычисления взаимного распределения фаз моментов, полученных для различных круговых сегментов изображения, которые рассматриваются как независимые изображения. Эта идея не является новой. Распределение ориентаций градиентов для блоков из пикселей используется для выделения признаков в популярных методах препроцессинга изображений SIFT [Lowe, 2004], SURF [Bay et. al, 2006], CHoG [Chandrasekhar et. al, 2009] и др. Разделение единого изображения на несколько независимых сегментов и выделение признаков каждого из них предлагался для инвариантных моментов псевдо-Зернике [Kanana et. al., 2008].

В нашей работе мы вычисляем фазы моментов для специальным образом определенных круговых сегментов изображения, а затем используем их взаимные ориентации, которые являются инвариантными к повороту, масштабированию и трансляции. Было экспериментально показано, что новые объединенные векторы признаков моментных Зернике и моментных фазовых распределений обеспечивают лучшее качество классификации, чем стандартные моменты Зернике, а их вычисление не отнимает дополнительно большого количества ресурсов.

Требуют дополнительного исследования вопросы установления оптимального количества используемых круговых сегментов, оптимального порядка моментов для вычисления значений фаз моментов, влияния пересечения круговых сегментов на качество распознавания. Кроме того, открытым остается вопрос о возможности использования чистых векторов моментных фазовых распределений в качестве генераторов слабых признаков совместно с многомодульными классификаторами, работающими по схемам бустинга. Такие признаки могли бы стать потенциальными заменителями неинвариантных к аффинным преобразованиям вейвлетов Хаара в детекторах объектов, построенных по типу детекторов лиц Виола и Джонса [Viola & Jones, 2001]. Заслуживает также дополнительной проверки эффективность предлагаемого метода применительно к инвариантным моментам других типов.

Список литературы

- [Abdallah, 2000] S. M. Abdallah. Object Recognition via Invariance. In: Ph.D. thesis, The University of Sydney, 2000.
- [Hu, 1962] M.K. Hu. Visual pattern recognition by moment invariants. In: IRE Transactions on Information Theory 8, 1962, pp. 179–187.
- [Bay et. al, 2006] H. Bay, T. Tuytelaars, L. V. Gool. SURF: Speeded Up Robust Features. In: Lecture Notes in Computer Science, Computer Vision – ECCV 2006, Volume 3951/2006, pp. 404-417.
- [Chandrasekhar et. al, 2009] V. Chandrasekhar, G. Takacs, D. Chen, S. Tsai, R. Grzeszczuk, B. Girod. CHoG: Compressed Histogram of Gradients: A Low Bit-Rate Feature Descriptor. In: Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR'2009, pp.2504-2511.
- [Flusser et.al., 2009] J. Flusser, T. Suk, B. Zitová. Moments and Moment Invariants in Pattern Recognition. Wiley & Sons Ltd., 2009.
- [Kanana et. al., 2008] H. R. Kanana, K. Faeza, Y. Gaob. Face recognition using adaptively weighted patch PZM array from a single exemplar image per person. In: Pattern Recognition 41, 2008, pp. 3799 – 3812.
- [Lowe, 2004] Lowe, D. G.. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints. In: International Journal of Computer Vision, 60, 2, 2004, pp. 91-110.
- [Munkundan et. al., 2001] R. Mukundan, S.H. Ong, P.A. Lee. Image analysis by Tchebichef moments. IEEE Trans Image Processing 10, 2001, pp. 1357–1364.
- [Kim & Kim, 2008] H.J. Kim and W. Yul. Kim. Eye Detection in Facial Images Using Zernike Moments with SVM, ETRI Journal, Vol. 30, Num. 2, April 2008, pp. 335-337.
- [Nene et. al., 1996] S. A. Nene, S. K. Nayar and H. Murase. Columbia Object Image Library (COIL-20). In: Technical Report CUCS-005-96, February 1996. Available in World Wide Web at: <http://www1.cs.columbia.edu/CAVE/software/softlib/coil-20.php>
- [Rodtook & Makhanov, 2005] S. Rodtook, S.S. Makhanov. Numerical experiments on the accuracy of rotation moments invariants. In: Image and Vision Computing 23 (2005) 577–586.

- [Rouze et al., 2006] N. C. Rouze, V.C. Soon, G.D. Hutchins. On the connection between the Zernike moments and Radon transform of an image. In: Pattern Recognition Letters 27 (2006), pp. 636–642.
- [Shu, 2007] H. Shu, L. Luo and J.-L. Coatrieux. Moment-based approaches in imaging. Part 1, basic features. IEEE Eng Med Biol Mag. 2007 Sep–Oct; 26(5): 70–74.
- [Sheng & Shen, 1994] Y. Sheng and L. Shen. Orthogonal Fourier-Mellin moments for invariant pattern recognition. In: J. Opt. Soc. Am. A, Vol. 11, No. 6, June 1994.
- [Teague, 1980]. M. Teague. Image analysis via the general theory of moments. In: Journal Optical Society America 70 (1980) 920–930.
- [Teh & Chin, 1988]. C.H. Teh, R.T. Chin. On image analysis by the method of moments. In: IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 10 (1988) 496–513.
- [Viola & Jones, 2001] P. Viola, M. Jones. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. In: Proceedings, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2001.
- [Wallin & Kibler, 1995] A. Wallin, O. Kibler. Complete Sets Of Complex Zernike Moment Invariants and the Role of the Pseudoinvariants. In: IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 17, No. 11, Nov. 1995.
- [Yap et. al, 2003] P.T. Yap, R. Paramesran, S.H. Ong. Image Analysis by Krawtchouk Moments. IEEE Trans Image Processing 12, 2003, pp. 1367–1377.
- [Zhu et. al, 2007] H.Q. Zhu, H.Z. Shu, J. Liang, L.M. Luo, J.L. Coatrieux. Image analysis by discrete orthogonal Racah moments. Signal Processing 87, 2007, pp. 687–708.
- [Zhenjiang, 2000] M. Zhenjiang. Zernike moment-based image shape analysis and its application. In: Pattern Recognition Letters 21 (2000) pp. 169-177.
- [Zhang et. al., 2009] H. Zhang, H.Z. Shu, P. Haigron, B.S. Li, L.M. Luo. Construction of a complete set of orthogonal Fourier-Mellin moment invariants for pattern recognition applications. In: Image and Vision Computing, Volume 28, Issue 1, 2010, pp. 38-44.

Информация об авторах



А.Н. Чернодуб – аспирант Института Программных Систем НАНУ, работает в Институте Проблем Математических Машин и Систем НАНУ. Адрес: г. Киев, ул. академика Глушкова 42, ИПММС НАНУ, отдел Нейротехнологий; e-mail: achernodub@immsp.kiev.ua

Научные интересы: интеллектуальная обработка изображений, биометрическая идентификация, нейронные сети, нейроуправление.