

## РАСПОЗНАВАНИЕ ЛИЦ ПО ПОКАЗАТЕЛЯМ СОПРЯЖЕННОСТИ В ПРОСТРАНСТВЕ СУММИРУЮЩИХ ИНВАРИАНТОВ

Н.Е. Козин<sup>1,2</sup>, В.А. Фурсов<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> Самарский государственный аэрокосмический университет имени академика С.П. Королёва, Самара, Россия,

<sup>2</sup> Институт систем обработки изображений РАН, Самара, Россия

### Аннотация

В работе рассматривается возможность использования показателей сопряженности как меры близости в пространстве инвариантов. Значениями отсчетов векторов признаков в данном пространстве являются значения инвариантов. Исследование эффективности распознавания проводится на задаче распознавания трехмерных изображений лиц. В качестве инвариантов используется ряд известных суммирующих инвариантов, обладающих свойством локальности.

**Ключевые слова:** распознавание, мультиколлинеарность, суммирующий инвариант, показатель сопряженности.

### Введение

Способ классификации объектов, основанный на вычислении мер близости между ними, является одним из самых первых подходов к решению задачи распознавания образов [9]. В предыдущих работах нами предложено использовать в качестве таких мер показатели сопряженности [3, 8]. Экспериментальные исследования по распознаванию лиц с использованием данных мер показали эффективность их использования по сравнению с рядом других широко используемых мер, таких как евклидово расстояние или расстояние Махаланобиса. Такие эксперименты осуществлялись в пространстве признаков, где в качестве значений признаков использовались значения яркостей точек изображения. К сожалению, использование такого пространства признаков имеет большую чувствительность к помехам. В работе [4] с целью улучшения качества классификации использовались «взвешенные» векторы данного пространства. Тем не менее и в этом случае даже легкие трансформации объекта на изображении (например, в случае распознавания лиц с поворотом головы на угол до 20 градусов или изменением насыщенности освещения) приводят к резкому снижению качества классификации.

Появление трехмерных сканеров позволило обойти проблему освещения в задаче распознавания лиц. Тем не менее изменение ориентации объектов, подлежащих распознаванию, все еще остается существенной проблемой, подлежащей решению.

Одним из подходов к решению этой проблемы является использование признаков, не изменяющихся при изменении ракурса – инвариантов. В данной работе исследуется эффективность использования показателей сопряженности как меры близости в пространстве инвариантов. В качестве инвариантов мы использовали ряд ранее известных суммирующих инвариантов [5]. Несмотря на наличие других классов инвариантов, таких как дифференциальные или интегральные, выбор в пользу суммирующих инвариантов сделан из-за их локальной природы, что является преимуществом при решении задачи распознавания лиц.

### Постановка задачи

Допустим, что каждый  $i$ -ый класс можно охарактеризовать единственным эталонным образом  $\mathbf{z}_i$ ,  $i=1,2,\dots,M$ , где  $M$  – число классов. Тогда классификатор, построенный по принципу минимума расстояния, вычисляет расстояние  $D_i$ , отделяющее неклассифицированный образ  $\mathbf{x}$  от эталона каждого  $i$ -го класса, и зачисляет этот образ в класс, оказавшийся ближайшим к нему. Другими словами, образ  $\mathbf{x}$  приписывается классу  $\omega_i$ , если условие  $D_i < D_j$  выполняется для всех  $j \neq i$ . Случаи равенства расстояний разрешаются произвольным образом. При наличии нескольких эталонов для одного класса возможно использование разных подходов, например, вычисление среднего значения расстояния для всех элементов класса или же использование правила ближайшего соседа.

В настоящей работе в качестве мер близости  $D_i$  образа классифицируемого объекта и эталона исследуются так называемые показатели сопряженности.

1. Показатель сопряженности с подпространством, натянутым на векторы признаков образов объектов из заданного класса:

$$R_i = \frac{\mathbf{x}^T \mathbf{X}_i [\mathbf{X}_i^T \mathbf{X}_i]^{-1} \mathbf{X}_i^T \mathbf{x}}{\mathbf{x}^T \mathbf{x}}. \quad (1)$$

Здесь  $\mathbf{x}$  – вектор признаков неизвестного образа, предъявленный для установления расстояния с  $i$ -м классом, а  $\mathbf{X}_i$  – матрица, составленная из векторов образов эталонов, принадлежащих  $i$ -му классу.

2. Показатель сопряженности с нуль-пространством того же пространства:

$$S_i = \frac{\mathbf{x}^T \mathbf{T}_i \mathbf{T}_i^T \mathbf{x}}{\mathbf{x}^T \mathbf{x}}. \quad (2)$$

Здесь  $\mathbf{T}_i$  – матрица, составленная из собственных векторов, соответствующих нулевым собственным значениям матрицы  $\mathbf{X}_i \mathbf{X}_i^T$ , а  $\mathbf{X}_i$  – матрица, состав-

ленная из векторов признаков эталонов, принадлежащих  $i$ -му классу.

Между показателями  $R_i$ ,  $S_i$  существует связь:

$$R_i = 1 - S_i, \quad (S_i = 1 - R_i). \quad (3)$$

Доказательство этого факта приводится в работе [4], где также даются рекомендации по предпочтению расчета того или иного показателя в зависимости от размерности пространства признаков и числа эталонов для каждого класса.

Следует особо подчеркнуть, что используемые нами меры близости определяют расстояние сразу со всем классом вне зависимости от того, представлен он одним элементом или несколькими. Это означает, что в данном случае отпадает необходимость использования дополнительных правил ближайшего соседа.

Целью настоящей работы является исследование эффективности использования указанных мер близости в пространстве суммирующих инвариантов.

### Пространство суммирующих инвариантов

Понятие инварианта вводится в рамках соответствующей ему группы геометрических преобразований. Для заданного множества  $M$  объектов размерности  $m$  и группы Ли преобразований  $G$  размерности  $r$ , инвариант – функция  $I: M \rightarrow \mathbb{R}$  такая, что

$$I(g \circ z) = I(z), \quad (4)$$

где  $g \in G$  и  $z \in M$ . Строгость привязки к группе преобразования объясняется тем, что при использовании других видов преобразований «инвариант перестает быть инвариантным», то есть выполнение равенства (4) не гарантируется.

Одним из известных инструментов для получения подобных функций является метод скользящих окон Картана, впервые предложенный в 1935 году Картаном [1] и позже формализованный для задач распознавания Фэлсом и Оливером в 1998-1999 гг. [2].

Суммирующие инварианты являются одним из классов таких функций. Данные функции выражаются комбинацией потенциалов различных порядков объектов множества  $M$ . Потенциал  $P_{i,j}$  порядка  $k$ , в свою очередь, имеет форму:

$$P_{i,j} = \sum_n x^i[n] y^j[n], \quad (5)$$

где  $i + j = k$ ,  $i, j \geq 0$  (в данном случае размерность элементов множества  $M$  равна двум и  $x[n]$  и  $y[n]$  представляют значения отсчетов). Таким образом, вычисление суммирующих инвариантов требует вычисления сумм произведений, что представляет собой существенное преимущество с точки зрения вычислительной простоты по сравнению с другими классами инвариантов.

Важной отличительной особенностью суммирующих инвариантов является их локальная примени-

мость. Это значит, что, в отличие от глобальных инвариантов, суммирующие инварианты могут быть рассчитаны не для всего множества  $M$  сразу, а для отдельных подмножеств данного множества, при этом оставаясь инвариантными. Данный факт позволяет при распознавании изображений лиц вычислять не один инвариант для каждого отдельного лица, а разбить лицо на несколько фрагментов и иметь несколько инвариантов для каждой отдельной области. Таким образом, инварианты формируют пространство инвариантов, являющееся в то же время пространством признаков изображения.

В 2005 году в рамках Face Recognition Grand Challenge [6], с помощью метода скользящего окна Найджелом Бостоном был получен ряд суммирующих инвариантов для различных групп геометрических преобразований для двумерных и трехмерных пространств [7]. Данные инварианты были успешно применены при распознавании трехмерных изображений лиц. В экспериментах данной работы были использованы два инварианта, полученные ранее Н. Бостоном.

### Эксперимент

Для проверки эффективности использования показателей сопряженности в пространстве указанных суммирующих инвариантов проводился эксперимент по распознаванию трехмерных изображений лиц. Эксперимент проводился с использованием базы данных Face Recognition Grand Challenge (FRGC) [6].

Трехмерные данные представлены для 275 человек с общим числом обучающих изображений равным 943 (для каждого человека число изображений варьируется от одного до восьми). В целом, тестовая база данных содержит 4007 изображения. Трехмерный образ имеет разрешение 640x480 точек и содержит как 2D данные текстуры, так и 3D данные формы. В данном эксперименте были использованы только трехмерные данные формы лица, фактически представляющие собой расстояния каждой точки лица от фиксированной позиции сенсора трехмерного сканера.

В качестве инвариантов были взяты два типа инвариантов для Евклидова преобразования в рамках двумерного (инварианты  $\eta_{1,0}$ ,  $\eta_{0,1}$ ,  $\eta_{2,0}$ ,  $\eta_{0,2}$ ,  $\eta_{1,1}$ ) и трехмерного (инварианты  $\kappa_{001}$ ,  $\kappa_{010}$ ,  $\kappa_{100}$ ) пространств. Точные формулы для данных инвариантов громоздки и могут быть найдены в работе [7].

Как было указано ранее, суммирующий инвариант дает одно значение для каждого изображения. Для надежной классификации вычисление для изображения одного значения инварианта недостаточно. Поэтому была применена концепция локальности. Это значит, что инвариант рассчитывался для каждой точки в пределах окружающего его окна. Для двумерного случая размер окна включал в себя 21 точку, для трехмерного случая – 17 точек. При этом в двумерном случае для каждой точки вычислялось

два значения инварианта: первое – для горизонтального окна размером  $1 \times 21$ , второе – для вертикального размером  $21 \times 1$ .

После вычисления инвариантов для каждого изображения из полученных значений составлялся вектор признаков  $x$ . Далее классификация лица осуществлялась с использованием показателей сопряженности с подпространством в соответствии с соотношениями, приведенными выше.

Эксперименты были проведены с использованием биометрической среды распознавания ВЕЕ v.2.0. Одним из главных инструментов анализа среды является ROC-диаграмма. Данная диаграмма показывает соотношение вероятности отказа от распознавания (ось  $x$ ) к вероятности правильного распознавания (ось  $y$ ). На рис. 1 и 2 представлены ROC-кривые изменения качества распознавания в зависимости от заданного порогового значения показателя сопряженности (1) для 2-D и 3-D Евклидовых инвариантов соответственно.

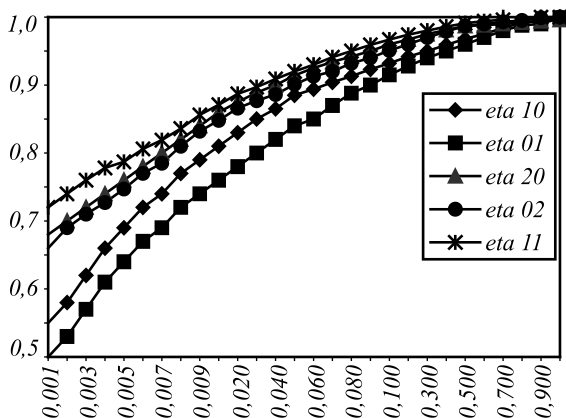


Рис. 1. ROC-график для 2D Евклидовых инвариантов

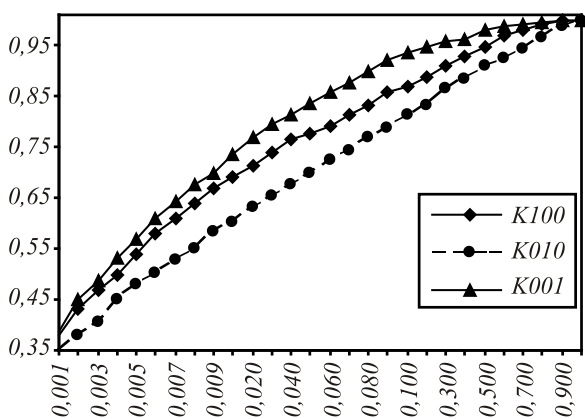


Рис. 2. ROC-график для 3D Евклидовых инвариантов

Полученные результаты подтвердили ранее установленный в работе [9] факт, что для трехмерных Евклидовых инвариантов качество распознавания ниже, чем для двумерных. Причиной, по-видимому, является использование двух значений инвариантов в каждой точке для 2D случая, и одного значения – для 3D случая.

Для сравнения мы также рассчитали качество классификации по Евклидовому расстоянию для двух инвариантов: двумерной и трехмерной групп (рис. 3). Результаты экспериментов показывают эффективность использования показателей сопряженности в качестве мер близости в пространстве суммирующих инвариантов.

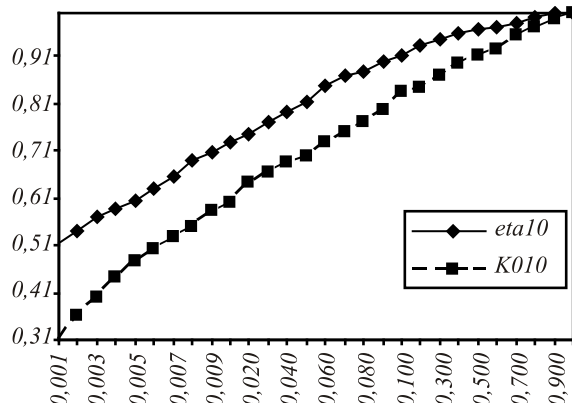


Рис. 3. ROC-график 2D и 3D инвариантов для распознавания по расстоянию Евклида

#### Благодарности

Работа выполнена при поддержке российско-американской программы «Фундаментальные исследования и высшее образование» и РФФИ (грант № 06-08-01024).

#### Библиография

1. **Cartan, E.** La methode du repere mobile, la theorie des groupes continus, et les espaces generalises / E. Cartan // Exposes de Geometrie, no. 5, 1935.
2. **Fels, M.** Moving coframes: I. A practical algorithm / M. Fels, P. Oliver // Acta Applicandae Mathematicae, vol. 52, no. 2, -p. 161-208, 1999.
3. **Furosov, V.** Recognition Through Constructing the Eigenface Classifiers using Conjugation Indices / V. Fursov, N. Kozin // Proceedings of IEEE International Conference on Advanced Video and Signal based Surveillance London, United Kingdom, 5-7 September 2007.
4. **Kozin, N.** Building of classifiers based on conjugation indices / N. Kozin, V. Fursov // Optical Memory & Neural Networks №1, 2007.
5. **Lin, W.Y.** Summation invariant and its application to shape recognition / W.Y.Lin, N. Boston, Y.H.Hu // Proceedings of ICASSP, 2005, vol. V, -p. 205-208.
6. **Phillips, P.J.** Overview of the face recognition grand challenge / P.J. Phillips, P.J. Flynn, T. Scruggs, K.W. Bowyer, J. Chang, K. Hoffman, J. Marques, J. Min, W. Worek // Proceedings of CVPR 2005, vol. 1, -p. 947-54.
7. **Widder, K.** From moving frames to summation invariants: procedures, properties and applications / K. Widder, W. Lin, N. Boston, Y. Hu // Technical Report ECE-07-05, University of Wisconsin-Madison, Madison, WI, Sept. 2007.
8. **Козин, Н.Е.** Снижение размерности векторов признаков по критериям мультиколлинеарности / Н.Е. Козин, В.А. Фурсов // Компьютерная оптика, том 32, №3, 2008
9. **Ту, Дж.** Принципы распознавания образов / Дж. Ту, Р. Гонсалес. -М.: Мир, 1978 - С. 416.

# FACE RECOGNITION ON THE BASIS OF CONJUGATION INDEXES IN THE SPACE OF SUMMARIZING INVARIANTS

N.E. Kozin<sup>1</sup>, V.A. Fursov<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Image Processing Systems Institute of the Russian Academy of Sciences, Samara, Russia,

<sup>2</sup> S.P. Korolyov Samara State Aerospace University, Samara, Russia

## Abstract

We discuss the possibility of using conjugation indices as the distance measure in the summation invariants space. As components for feature, vectors in such space invariant values are being used. The effectiveness of recognition is being discussed according to the face recognition. As the invariant for the feature space we used summation invariant because of its local nature property.

*Key words:* recognition, multicollinearity, summation invariant, conjugation index.

*Citation:* Kozin NE, V. Fursov VA. Face recognition on the basis of conjugation indexes in the space of summarizing invariants. *Computer Optics* 2008; 32(4): 400-2.

*Acknowledgements:* The work was supported by the Russian-American program "Fundamental researches and higher education" and the RFBR (grant № 06-08-01024).

## References

- [1] Cartan E. La methode du repere mobile, la theorie des groupes continus, et les espaces generalizes. *Exposes de Geometrie* 1935; 5.
- [2] Fels M, Oliver P. Moving coframes: I. A practical algorithm. *Acta Applicandae Mathematicae* 1999; 52(2): 161-208.
- [3] Fursov VA, Kozin NE. Recognition through constructing the Eigenface classifiers using conjugation indices. *Proceedings of IEEE International Conference on Advanced Video and Signal based Surveillance*. London, United Kingdom, 5-7 September 2007.
- [4] Kozin NE, Fursov VA. Building of classifiers based on conjugation indices. *Optical Memory & Neural Networks* 2007; 1.
- [5] Lin WY, Boston N, Hu YH. Summation invariant and its application to shape recognition. *Proceedings of ICASSP 2005*; V: 205-208.
- [6] Phillips PJ, Flynn PJ, Scruggs T, Bowyer KW, Chang J, Hoffman K, Marques J, Min J, Worek W. Overview of the face recognition grand challenge. *Proceedings of CVPR 2005*; 1: 947-54.
- [7] Widder K, Lin W, Boston N, Hu Y. From moving frames to summation invariants: procedures, properties and applications. *Technical Report ECE-07-05*, University of Wisconsin-Madison, Madison, WI, Sept. 2007.
- [8] Kozin NE, Fursov VA. Feature space reduction using multicollinearity features [In Russian]. *Computer Optics* 2008; 32(3): 307-311.
- [9] Tou J, Gonzalez R. *Pattern recognition principles* [In Russian]. Moscow: "Mir" Publisher 1978; 416.