

## 基于克隆选择和多重空间构造的彩色图像分割

邓晓政 焦李成 杨淑媛 吴秋逸

(西安电子科技大学智能信息处理研究所和智能感知与图像理解教育部重点实验室 西安 710071)

**摘要:** 该文提出一种基于克隆选择和多重空间构造的彩色图像分割方法。该方法首先将一些常见的颜色分量分为亮度成分、单频光谱成分、双频光谱成分、多频光谱成分,利用主分量分析技术(PCA)分别对其进行计算,得到最具有识别能力的颜色分量来构造多重颜色空间;然后利用克隆选择算法对样本进行自学习,得到全局最优的聚类中心;最后用得到的聚类中心对图像进行分割。由于该文的方法结合了克隆选择算法的非线性分类能力,通过对彩色图像自适应的构造最佳多重空间,能够快速准确地得到分割结果,克服了传统分割方法使用固定颜色空间以及容易陷入局部最优的缺点。通过实验表明,该方法对彩色图像同质区的分割均匀,边缘保持度好。此外,新方法对彩色图像的亮度和纹理变化不敏感,鲁棒性较强。

**关键词:** 彩色图像分割; 多重空间; 克隆选择; 主分量分析

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2010)08-1792-05

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2009.00922

## Color Image Segmentation in a Multidimensional Space Based on Clonal Selection Algorithm

Deng Xiao-zheng Jiao Li-cheng Yang Shu-yuan Wu Qiu-yi

(Key Laboratory of Intelligent Perception and Image Understanding of Ministry of Education of China, Institute of Intelligent Information Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

**Abstract:** A novel color image segmentation method is proposed in this paper. Multidimensional space is defined by using the PCA technique to computing the most discriminating color components for a given color image among a set of conventional color spaces. Then, training samples for every region in the color image is selected and these samples is trained by clonal selection algorithm to obtain clustering center of every region. Finally, output the segmentation result according to these clustering centers. Due to the nonlinear classification property of clonal selection algorithm and adaptive definition of a multidimensional space for a given color image, the segmentation result can be obtained accurately and quickly. In experiments, different color images are used to test the performance of the suggested method. The result indicated that this method performs more robustness and adaptability.

**Key words:** Color image segmentation; Multidimensional space; Clonal selection; Principal Component Analysis (PCA)

### 1 引言

图像分割是一种重要的图像技术,是图像分析和模式识别领域的首要问题和基本问题。彩色图像由于提供了比灰度图像更加丰富的信息,更能逼真地描述客观世界,近年来对彩色图像分割方法的研究受到了越来越多的重视<sup>[1,2]</sup>。

现在大多数彩色图像的分割方法是灰度图像分割方法的一种延伸,主要分为两个步骤:颜色特征的选取和分割方法的选取<sup>[1]</sup>。首先,对于颜色特征的选取,近年来学者们提出了非常多的颜色特征空间,合适地使用和理解颜色特征对于彩色图像分割来说至关重要<sup>[2]</sup>。大部分彩色图像分割方法使用RGB颜色空间,但是对于一些拥有高亮度或阴影的目标,分割效果很差,这主要是由于RGB颜色空间具有很高的相关性。于是人们又提出了HSV等一系列颜色空间,这一系列颜色空间本质上是基于人眼感知的颜色空间,对色度、亮度和颜色饱和度有很好的分离,但是不可去奇点以及在低饱和度的不稳定性极

2009-06-26 收到, 2010-05-13 改回

国家 863 计划项目(2008AA01Z125, 2009AA12Z210), 国家自然科学基金(60703107), 高等学校科技创新工程重大项目培育资金项目(706053)和国家部委科技项目(XADZ2008159, 51307040103)资助课题

通信作者: 邓晓政 dengxiaozheng11@163.com

大地限制了其应用。所以选择颜色特征取决于待分割的彩色图像, 没有一种颜色空间适合所有的彩色图像。其次是关于分割方法的选取, 目前主要有直方图阈值法<sup>[3]</sup>, 基于区域的方法<sup>[4]</sup>, 边缘检测法<sup>[5]</sup>以及特征空间聚类的方法<sup>[6]</sup>等。对彩色图像而言, 颜色特征空间就是天然的特征空间, 将其用于聚类方法是解决彩色图像分割问题的最直接有效方法。但是传统的聚类算法对初始聚类中心的依赖性较大, 容易陷入局部极值, 并且计算量很大。

针对上述问题, 本文提出了基于克隆选择和多重空间构造的彩色图像分割方法。文献[7]将克隆选择算法应用于 SAR 图像分割问题, 得到了较好的效果, 但是对于包含有丰富颜色信息的彩色图像分割问题, 克隆选择算法却没有得到很好的应用。文献[8]提出了多重空间构造的颜色分类方法。本文结合了这两种方法的优点, 首先, 多重空间构造是一种动态的颜色特征提取方法, 克服了固定使用某种颜色空间的缺点, 其次, 使用克隆选择算法可以全局并行搜索, 对初始化不敏感, 不容易陷入局部极值, 并且具有非线性分类能力等优点。通过对多幅彩色图像进行分割实验, 表明本文方法能够兼顾局部寻优与全局搜索, 较快较准地得到全局最优解, 并且对彩色图像同质区的分割均匀, 边缘保持度好, 并具有很强的鲁棒性。

## 2 人工免疫系统与克隆选择算法

人工免疫系统是受免疫学启发, 模拟免疫学功能、原理和模型来解决复杂问题的自适应系统<sup>[9]</sup>。它将噪声忍耐、无教师学习、自组织、记忆等进化学习机理和分类器、神经网络和机器推理等系统的优点相结合, 因此具有新颖的解决问题方法的潜力。有关人工免疫系统的算法研究主要集中在否定选择算法<sup>[10]</sup>、克隆选择算法<sup>[11]</sup>和免疫网络算法<sup>[12]</sup>上, 其研究成果主要应用于异常检测、计算机安全、数据挖掘、工程优化等领域<sup>[13]</sup>。

目前免疫优化计算的大部分研究成果多是基于克隆选择算法, 先给出几个免疫学术语。(1)抗原: 抗原一般指要求解的问题及其约束; (2)抗体空间  $I$ : 集合  $I = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$  被称为抗体空间, 是针对抗原所有可能出现的抗体的集合, 其中  $m$  可能是无穷大的整数。抗体群  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$  为抗体  $a$  的  $n$  元组, 是抗体空间  $I$  的一个子集, 正整数  $n$  称为抗体种群规模; (3)抗体与抗原的亲合度: 一般指候选解对问题的适应性度量。

本文用到的克隆选择算法包括 3 种操作: 克隆操作 ( $T_c^C$ ), 免疫基因操作 ( $T_m^C$ ) 和克隆选择操作

( $T_s^C$ )。设抗体种群规模为  $n$ , 抗体种群  $A(k) = \{a_1(k), a_2(k), \dots, a_n(k)\}$ , 3 个主要操作具体定义如下:

**定义 1** 克隆操作  $T_c^C$

$$Y(k) = T_c^C(A(k)) = [T_c^C(a_1(k)), T_c^C(a_2(k)), \dots, T_c^C(a_n(k))] \quad (1)$$

其中  $T_c^C(a_i(k)) = a_i(k) \otimes I_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ),  $I_i$  为  $q_i$  维全 1 行向量, 称抗体  $a_i(k)$  的  $q_i$  克隆。经过克隆操作后, 抗体种群变为

$$Y(k) = A(k) \cup A'(k) = [A(k), A'_1(k), \dots, A'_n(k)] \quad (2)$$

其中  $A'_i(k) = [a_{i1}(k), a_{i2}(k), \dots, a_{iq_i-1}(k)]$ ,  $a_{ij}(k) = a_i(k)$ ,  $j = 1, 2, \dots, q_i - 1$ 。

**定义 2** 免疫基因操作  $T_m^C$  免疫基因操作主要包括交叉和变异。免疫学认为, 亲和度成熟和抗体多样性的产生主要依靠抗体的高频变异, 因此, 本文仅仅使用变异操作。以概率  $p_m$  对克隆后的抗体群  $A'(k)$  进行变异操作,  $Z(k) = T_m^C(A'(k))$ 。此时抗体种群由两部分组成: 变异得到的抗体集合  $Z(k)$  和原始抗体集合  $A(k)$ 。

**定义 3** 克隆选择操作  $T_s^C$  克隆选择操作是从免疫基因操作后的各自子代和相应父代中选择优秀的抗体, 从而形成新的种群, 即  $A(k+1) = T_s^C(Z(k) \cup A(k))$ 。具体地, 若  $\forall i = 1, 2, \dots, n$ , 存在新抗体  $b_i(k) = \{z_{ij}(k) | f(z_{ij}(k)) = \max(f(z_{ij}(k))), j=1, 2, \dots, q_i - 1\}$ , 这里  $f(z_{ij}(k))$  表示抗体  $z_{ij}(k)$  的亲合度大小, 则  $b_i(k)$  取代  $a_i(k) \in A(k)$  的概率为

$$p_s(a_i(k+1) = b_i(k)) = \begin{cases} 1, & f(a_i(k)) \leq f(b_i(k)) \\ 0, & f(a_i(k)) > f(b_i(k)) \end{cases} \quad (3)$$

克隆选择操作后, 种群更新为

$$A(k+1) = \{a_1(k+1), a_2(k+1), \dots, a_n(k+1)\} \quad (4)$$

可以发现, 克隆选择操作后的最优个体至少比克隆操作之前的最优个体好, 即抗体在克隆选择的作用下, 经历增殖和变异, 其亲和度逐渐提高, 其实是一个微观世界的达尔文进化过程。

## 3 基于克隆选择和多重空间构造的彩色图像分割方法实现策略

本文方法分为这样两个步骤: 第 1 是计算最具有识别能力的一些新的颜色分量来构造多重颜色空间; 第 2 是用克隆选择算法对样本进行自学习, 得到全局最优的聚类中心, 从而完成对彩色图像的分割。

### 3.1 多重空间的构造

首先对待分割彩色图像选取 7 个常用的颜色空间, 分别是:  $RGB$  空间,  $XYZ$  空间,  $xyY$  空间,  $L^*a^*b^*$  空间,  $YCbCr$  空间,  $I_1I_2I_3$  空间以及  $HSV$  空

间;再将21个颜色分量分为4组:其中 $Y_{XYZ}, L^*$ ,  $Y_{xyY}, Y_{YCbCr}, I_1, V$ 是亮度成分,  $R, G, B, X, Z, S, x, y$ 是单频光谱成分,  $a^*, b^*, Cb, Cr, I_2, I_3$ 是双频光谱成分,  $H$ 是多频光谱成分;最后利用PCA分别对4组中的颜色分量进行去相关性处理,得到最具有识别能力的新的颜色分量,即实现多重空间的构造。在彩色图像处理领域广泛的使用PCA主要有两个方面的原因:数据的减少和数据的解释,其优点在于可以将颜色空间协方差矩阵的信息聚集在几个不相关颜色分量上,从而能够降低运算复杂度,提高分割效果。

### 3.2 基于克隆选择和多重空间构造的彩色图像分割

算法的操作主要通过3个步骤实现:首先是选择训练样区;其次是利用克隆选择算法对通过多重空间构造所得到的训练样区样本进行训练,得到各个样区所代表类别的聚类中心;最后是利用得到的聚类中心对待分割彩色图像进行分割。具体过程描述如下:

步骤1 选择训练样区。根据分割所需的类别数和已知类别属性的彩色图像内容选择训练样区;

步骤2 将每一个训练样区的样本数据(即得到的多重颜色空间)进行归一化处理,采用实数编码串产生初始种群;

步骤3 计算亲合度函数值。假定种群中心为 $c = (c_1, c_2, \dots, c_m)$ ,则样本个体 $a = (a_1, a_2, \dots, a_m)$ 的亲合度定义为

$$d_j = -\sum_{i=1}^m |a_i - c_i|, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

其中 $n$ 为该样区的样本总数, $m$ 为颜色特征向量维数,种群中心 $c$ 由种群内所有样本个体取均值得到。

步骤4 对 $A(k)$ 进行克隆操作 $T_c^C$ ,克隆后的抗体种群是 $Y(k)$ ,其中 $q_i$ 根据抗体亲合度值的大小按比例分配;

步骤5 对 $Y(k)$ 中克隆的部分 $A'(k)$ 以变异概率 $p_m = 1/D$ 进行 $T_m^C$ 变异操作,得到 $Z(k)$ 。例如经过归一化后种群的个体 $a = (a_1, a_2, \dots, a_m), a_i \in [0, 1]$ ,如果第2个基因位 $a_2$ 被选择为变异位,则等概率变异为 $a_2 + (1 - a_2) \cdot \text{random}$ 或 $a_2 - a_2 \cdot \text{random}$ ,其中 $\text{random}$ 表示(0,1)内均匀分布的随机数。可以看出,这种变异方式将确保 $a_2 \in [0, 1]$ ;

步骤6 对 $Z(k) \cup A(k)$ 进行克隆选择操作 $T_s^C$ ,得到抗体种群 $A(k+1)$ ;

步骤7 满足算法终止条件,输出 $A(k+1)$ ,停止。否则 $k = k+1$ ,转步骤3。在这里算法终止条件为前后两次进化的抗体种群的总亲合度差异在给定的阈值 $\varepsilon$ 范围之内;

步骤8 取得最优聚类中心。最后得到的种群中

心即为该样区的最优聚类中心;

步骤9 对每个样区重复步骤2到步骤8,取得每个样区的最优聚类中心;

步骤10 彩色图像分割。计算每个像素到所有聚类中心的距离,将像素判决到距离最小的那个聚类中心所属的类别中去。

## 4 实验结果分析

本文选取Berkeley图像数据库的4幅具有代表性的彩色图像,大小为 $321 \times 481$ (或 $481 \times 321$ )。对比方法分别是经典的FCMRGB方法(基于RGB空间的模糊C均值方法)、FCMMS方法(基于多重空间构造的模糊C均值方法)、SCMS方法(基于多重空间构造的谱聚类方法)。算法参数设置如下:对于FCMRGB方法和FCMMS方法,最大迭代次数为500;对于SCMS方法,尺度参数取经验值0.5,最大迭代次数为500;对于本文方法,样本总数 $n = 100$ ,为了计算方便, $q_i$ 的取值为常数5,变异概率 $p_m = 1/D$ ( $D$ 表示特征向量维数),终止条件阈值 $\varepsilon = 0.005$ 。图1(a1)~1(a4)分别是4幅原始彩色图像,图1(b1)~1(b4)是FCMRGB方法的分割结果,图1(c1)~1(c4)是FCMMS方法的分割结果,图1(d1)~1(d4)是SCMS方法的分割结果,图1(e1)~1(e4)是本文方法的分割结果。

对于图1(a1),经过人工判读,可分为3类:马匹、草地以及花丛,构造的多重颜色空间为6维。图1(b1)对3类目标均产生严重错分;图1(c1)分割效果好于图1(b1),但是仍然存在错分;图1(d1)分割效果优于上述2种方法,但是对马匹下方的草地错分;图1(e1)本文方法的分割效果最好。对于图1(a2),可分为2类:金字塔、天空,构造的多重颜色空间为7维。图1(b2)对2类目标均有严重错分;图1(c2)对金字塔分割较好,但对天空出现错分;图1(d2)分割效果优于上述2种方法,但是天空仍有少量错分;图1(e2)分割效果最好。对于图1(a3),可分为3类:北极熊、雪地、背景,构造6维多重颜色空间。图1(b3)错分严重;图1(c3)分割效果好于图1(b3);图1(d3)将部分雪地错分成北极熊,但分割效果好于上述2种方法;图1(e3)错分很少,优于其它3种方法。对于图1(a4),可分为4类:天空、灌木、草地、道路,构造8维多重颜色空间。图1(b4)对于灌木、草地、道路都有严重错分;图1(c4)分割效果好于图1(b4);图1(d4)分割效果好于上述2种方法,但是对灌木和道路也有错分;图1(e4)是本文

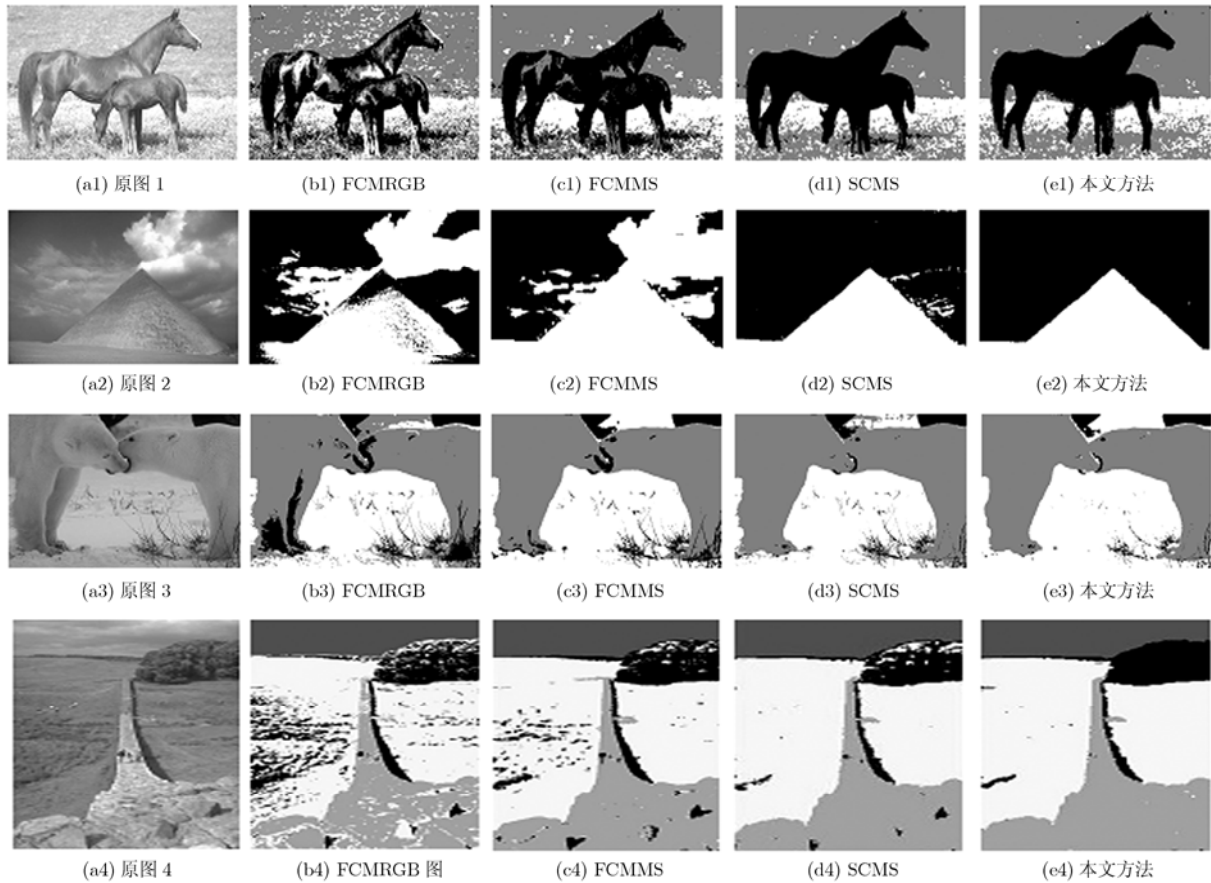


图 1 彩色图像分割实验

方法的分割结果, 错分很少, 效果优于其它 3 种方法。由实验结果分析可知: FCMMS 方法优于 FCMRGB 方法, 是因为构造多重颜色空间可以使分割方法对彩色图像亮度和纹理变化不敏感; SCMS 方法优于 FCMMS 方法, 是因为谱聚类算法性能优于 FCM 聚类算法; 而本文的方法优于其它 3 种方法, 是因为构造多重颜色空间的优点以及克隆选择算法具有对初始化不敏感, 不容易陷入局部极值的优点。可见, 彩色图像分割效果的好坏与选取的颜色特征和采用的分割方法均有密切的联系。

## 5 算法的计算复杂度分析

令算法的迭代次数为  $m$ ,  $q_i$  为种群克隆的规模, 本文所采用的算法时间复杂度为  $o(m \times q_i)$ 。为了直观地比较不同分割算法的时间复杂度, 使用运算时间作为计算复杂度的度量。实验中计算机的配置如下: 双核 1.86 GHz Pentium IV 处理器, 2 GB 内存, 使用 Matlab 7.01 编程得到各个算法运行时间如表 1 所示。可以看出, 虽然本文方法的运算时间高于 FCMRGB 方法和 FCMMS 方法, 且略高于 SCMS 方法。但是由于本文方法的分割效果明显优于这 3 种方法, 所以其稍高的运算时间是可以接受的。

表 1 不同算法的运行时间(单位: s)

图像	分割算法			
	FCMRGB	FCMMS	SCMS	本文方法
原图 1	18.344	57.422	118.672	<b>139.611</b>
原图 2	8.328	51.829	100.438	<b>127.203</b>
原图 3	28.578	59.594	125.297	<b>154.812</b>
原图 4	22.187	54.406	135.812	<b>165.537</b>

## 6 结论

本文提出了基于克隆选择和多重空间构造的彩色图像分割方法, 该方法通过自适应地构造彩色图像的多重颜色空间, 动态地进行特征重构, 并且充分利用克隆选择算法的全局搜索能力, 克服了传统分割方法使用固定颜色空间以及容易陷入局部最优的缺点, 有效地提高了算法的性能。通过对多幅不同的彩色图像进行实验, 对比经典的 FCMRGB 方法、FCMMS 方法以及 SCMS 方法, 结果表明, 基于克隆选择和多重空间构造的彩色图像分割方法具有很强的鲁棒性, 对彩色图像同质区的分割均匀, 边缘保持度好, 因此具有很好的应用价值。

## 参考文献

- [1] Cheng H D, Jiang X H, Sun Y, and Wang J. Color image segmentation: advances and prospects[J]. *Pattern Recognition*, 2001, 34(12): 2259-2281.
- [2] Trussel H J, Saber E, and Vrhel M. Color image processing: basics and special issue overview[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2005, 22(1): 14-22.
- [3] Kurugollu F, Sankur B, and Harmanci A E. Color image segmentation using histogram multithresholding and fusion[J]. *Image and Vision Computing*, 2001, 19(13): 915-928.
- [4] Cheng F Y and Shou-Xian. Automatic seeded region growing for color image segmentation[J]. *Image and Vision Computing*, 2005, 23(10): 877-886.
- [5] Koschan A and Abidi M. Detection and classification of edges in color images[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2005, 22(1): 64-73.
- [6] Hung Wen-liang, Yang Min-shen, and Chen De-hua. Bootstrapping approach to feature-weight selection in fuzzy c-means algorithms with an application in color image segmentation[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2008, 29(9): 1317-1325.
- [7] 马文萍, 焦李成, 尚荣华. 免疫克隆 SAR 图像分割算法[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(7): 1749-1752.  
Ma Wen-ping, Jiao Li-cheng, and Shang Rong-hua. Immune clonal SAR image segmentation algorithm[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(7): 1749-1752.
- [8] Alain Treméau. Color classification in a multidimensional color space[C]. IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology, Cairo, Egypt, Dec. 15-18, 2007: 819-824.
- [9] De Castro L N and Timmis J. Artificial immune systems: A New Computational Intelligence Approach[M]. Berlin: Springer-Verlag, 2002: 15-16.
- [10] Forrest S, Perelson A S, and Alledn L, *et al.* Self-nonsel discrimination in a computer[C]. Proceedings of IEEE Symposium on Research in Security and Privacy, Oakland, CA, USA, May 16-18, 1994: 202-212.
- [11] De Castro L N and Von Zuben F J. Learning and optimization using the clonal selection principle[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(3): 239-251.
- [12] Farmer J D, Packard N H, and Perelson A S. The immune system, adaptation, and machine learning[J]. *Physical D*, 1986, 2(1): 187-204.
- [13] 焦李成, 杜海峰, 刘芳. 免疫优化计算、学习与识别[M]. 北京: 科学出版社, 2006: 12-34.  
Jiao Li-cheng, Du Hai-feng, and Liu Fang. Immunological Computation for Optimization, Learning and Recognition[M]. Beijing: Science Press, 2006: 12-34.
- 邓晓政: 男, 1982 年生, 博士生, 研究方向为模式识别、智能优化计算、机器视觉.
- 焦李成: 男, 1959 年生, 博士生导师, 教授, 从事自然计算、信号和图像处理、智能信息处理方面的研究.
- 杨淑媛: 女, 1978 年生, 副教授, 从事智能信号与图像处理、机器学习、多尺度几何分析等方向的研究.