

基于图像导数框架和非负稀疏编码的颜色恒常计算方法

杜馨瑜¹, 李永杰¹, 尧德中¹, 李朝义^{1,2}

(1. 电子科技大学生命科学与技术学院, 神经信息教育部重点实验室, 四川成都 610054;

2. 中国科学院上海生命科学研究院, 上海 200032)

摘 要: 本文通过模拟初级视皮层神经元感受野在视觉信息处理中的功能, 提出了一种基于图像导数框架和非负稀疏编码思想的颜色恒常性计算模型, 以实现调色偏图像的颜色矫正. 从解决工程问题的角度, 本文提出的基于生理机制的计算模型在处理效果上可与目前最好的颜色恒常性算法相媲美; 从计算神经科学的角度, 本文模型支持了大脑初级视皮层在视觉颜色恒常性中扮演重要角色的观点.

关键词: 颜色恒常; 导数框架; 非负稀疏编码; 初级视皮层; 感受野

中图分类号: TN911.73 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2012) 01-0179-05

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.01.029

Color Constancy Based on Image Derivative Framework and Non-negative Sparse Coding

DU Xin-yu¹, LI Yong-jie¹, YAO De-zhong¹, LI Chao-yi^{1,2}

(1. Key Lab for NeuroInformation of Ministry of Education, School of Life Science and Technology,

University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, Sichuan 610054, China;

2. Center for Life Sciences, Shanghai Institutes for Biological Sciences, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200031, China)

Abstract: By imitating the function of receptive fields of the primary visual cortical neurons, we proposed a color-constancy model that combines the ideas of image derivative framework and non-negative sparse coding. From the standpoint of image processing, statistical measures showed that the color compensation ability of the proposed model can be comparable to the current best technical methods. In the view of computational neuroscience, our results also provide support for the notion that primary visual cortex plays critical role on the capacity of color constancy.

Key words: color constancy; derivative framework; non-negative sparse coding; primary visual cortex; receptive field

1 引言

颜色恒常是人类视觉系统自适应地纠正色偏场景的功能, 它可以使不同光照下感知到的同一场景的颜色维持一定程度的不变性. 建立模拟人类视觉系统颜色恒常功能的计算模型, 一方面可以为计算机视觉领域中已有的颜色恒常模型寻求突破, 另一方面可以对神经科学领域相关的颜色恒常理论进行一定程度的验证或预测. 在图像处理领域, 已有的颜色恒常计算模型大体可以分为两大类^[1], 一类是基于光源估计过程的模型, 也就是估计出均匀或假定均匀照射的光源的 RGB 三分量, 进而得出无色偏图像. 另一类是基于颜色不变性过程, 即通过某种颜色不变性理论直接对色偏图像的局部特征进行处理, 从而直接得到无色偏图像.

基于光源估计过程的代表性方法又可以分为: 基于

贝叶斯理论的方法^[2], 基于色域映射的方法^[3], 基于图像简单统计特征的方法^[4]. 其中的基于灰度边缘的方法是目前在速度和效果上最具优势的方法^[4]. 另外还有基于神经网络的方法^[5], 基于物理模型的方法^[6]等. 有一类组合方法把上述某些光源估计算法组合起来, 针对不同的色偏场景选择不同的光源估计算法^[7]. 该类方法的侧重点是基于统计学习的场景分类, 而不是颜色恒常计算方法本身, 因此不在本文的考虑范围之内.

基于颜色不变性的方法主要有 Land 提出的 retinex 算法^[8]、Rizzi 等提出的自动颜色均衡^[9]、Spitzer 等模拟视网膜非经典感受野的大周边机制实现颜色恒常的方法^[10]等. 尽管这些算法取得了一定的应用效果, 但它们仅仅是浅显地借鉴了视觉机制的某些思想, 其具体实现中所体现出来的视觉生理机制离目前已知的视觉颜色信息处理机制仍有很大的距离, 算法的普适性也有待

进一步检验.这类方法除实现颜色恒常,大多还可实现图像的彩色增强^[11,12]以及高动态范围压缩^[13]等功能.

在图像处理领域,对这两类方法一般采取不同的评价体系.本文模型属于第一类方法,因此将不再与第二类方法作对比.

在视觉计算神经科学中,通常采用 Gabor 模型^[14]对初级视皮层神经元的感受野进行描述.在本文中,我们采用 Koenderink 等提出的导数模型刻画初级视皮层神经元感受野的边缘提取功能^[15].此外,一部分学者以统计学为基础,用最优化的观点建立更为抽象的模型来描述初级视皮层神经元的感受野^[16],本文采用 Hoyer 所发展出的非负稀疏编码模型^[17,18]作为初级视皮层神经元感受野的规范化模型.综合以上两个方面,我们把本文提出的模型称为基于导数的非负稀疏编码模型(Derivative Non-negative Sparse Coding,简称 dNSC),它的基本思想是通过初级视皮层神经元感受野的模拟,估计色偏光源 RGB 分量,实现自然图像的颜色恒常功能.

2 方法

根据 Lambertian 反射理论,当照相机具有窄带光谱敏感度响应函数时,彩色图像的成像模型为:

$$\rho(x) = E(\lambda)S(\lambda, x) \quad (1)$$

其中, λ 是可见光谱的波长, x 是图像像素点的空间位置, $E(\lambda)$ 是光源的功率谱分布, $S(\lambda, x)$ 是场景中各个物体表面在标准白光照下的光谱反射率,可以理解为无色偏图像.颜色恒常的目的就是通过观测到的色偏图像 $\rho(x)$, 采用一定的方法,估计出在标准白光照条件下的图像 $S(\lambda, x)$.

对式(1)两边取对数,把光源 $E(\lambda)$ 与场景 $S(\lambda, x)$ 的非线性相乘关系转化为相加的关系,得到:

$$\log(\rho(x)) = \log(E(\lambda)) + \log(S(\lambda, x)) \quad (2)$$

根据视皮层神经元感受野的导数模型^[15], 输入色偏图像的导数形式为:

$$I = \frac{\partial^n \rho(x)}{\partial x^n}, \quad n = 0, 1 \quad (3)$$

其中, x 是原色偏图像像素的空间位置; $n = 0$ 表示没有做导数运算(即原始色偏图像), $n = 1$ 表示 1 阶导数.这里我们只考虑 0 阶和 1 阶导数.如图 1 所示.



(a) 原图像($n=0$) (b) 导数图像($n=1$)

图1 原图像和导数图像

以下我们将用 I 来代替输入色偏图像 $\rho(x)$. 由此式(2)可以简写为:

$$\log I = \log E + \log S \quad (4)$$

其中, $\log E$ 是对数域的光照项, $\log S$ 是对数域无色偏图像.我们假设无色偏图像是非稀疏的.光照项可以分解为一系列稀疏光照特征的加权和,原因是色偏光源光谱特征可以认为是一种或极少数种颜色特征与其他权重近似为零颜色特征的加权和,即满足稀疏性.因此,色偏图像的光照项可以写为:

$$\log E = \sum_{i=1}^M w_i h_i \quad (5)$$

其中 w_i 是独立的稀疏光照特征项, h_i 是相应的系数, M 是光照分解的特征数.这些光照特征一般是稀疏的,因此可以认为是非交叠的,也就是独立的.整个场景的光照可认为由这些稀疏的光照特征加权组合而成.因此,在对数域,色偏图像可以表示成无色偏图像和 M 个稀疏光照特征的加权和:

$$\log I = \log S + \sum_{i=1}^M w_i h_i \quad (6)$$

令 $v = \log I$, 上式可进一步写为:

$$v = \log S + \sum_{i=1}^M w_i h_i = w_0 h_0 + \sum_{i=1}^M w_i h_i = \sum_{i=0}^M w_i h_i \quad (7)$$

对同一幅色偏图像,本文采用王守觉等提出的方法^[19],对原图像 RGB 三通道分别乘以 $1/N, 2/N, \dots, N/N$ 得到亮度不同但颜色相同的 N 幅同一场景图像.这 N 幅色偏图像可以认为由不同亮度但相同颜色的光照形成.我们把一幅色偏图像按 RGB 的顺序拉伸排成一个 T 维行向量,把 N 幅色偏图像 I 的各个 T 维行向量 v 从上到下排成一个 $N \times T$ 矩阵(称为观测矩阵),并用 V 表示,则式(7)的矩阵形式为:

$$V = WH \quad (8)$$

其中, W 为 $N \times (M+1)$ 维特征矩阵, H 为 $(M+1) \times T$ 维系数矩阵.这样,颜色恒常问题转化为盲源分离问题.我们采用 Hoyer 提出的非负稀疏编码的方法^[18].该方法中定义了如下的向量稀疏性度量:

$$s(x) = \frac{\sqrt{n} - \frac{\sum x_i}{\sqrt{\sum x_i^2}}}{\sqrt{n} - 1} \quad (9)$$

根据 Hoyer 算法,在进行非负稀疏编码时,可以对每一个基向量 w_i 施加不同的稀疏性约束.按照本文对颜色恒常问题的假设,式(7)中的 w_0 ,即无色偏场景特征分量,施加较小的稀疏性约束 s_1 ,而 $w_i, i = 1, \dots, M$,即光照特征分量,施加较大的稀疏性约束 s_2 .

上述的非负稀疏矩阵分解方法要求 $N \geq M+1$.另外需要注意的是,对输入色偏图像,要把取值范围转换

为 $(0,1]$,这样通过式(5)的对数运算,得到非正值,再取负号,得到输入图像对数域的非负值。

算法流程如下:(1)设置模型参数 s_1, s_2, M, N, n ;(2)把原图像取值范围转换为 $(0,1]$;(3)改变亮度分量生成 N 幅图像;(4)对 N 幅图像中的每幅图像取导数并按 RGB 顺序重新排列为 T 维行向量, N 幅图像组成 $N \times T$ 阶观测矩阵;(5)转换观测矩阵到对数域并反号;(6)采用非负稀疏编码得到对数域的无色偏图像(W 矩阵的第一行与 H 矩阵相乘);(7)利用反对数变换得到普通无色偏图像和色偏光源。

3 实验

3.1 评价标准及数据库选择

对第一类颜色恒常算法评估的标准步骤是^[1]:首先,计算出相应色偏图像的色偏光源 RGB 分量,然后与数据库提供的该图像的色偏光源的 RGB 分量(金标准)采用相关性度量,如下所示:

$$d_{\text{angle}}(e_e, e_u) = \cos^{-1} \left(\frac{e_e \cdot e_u}{\|e_e\| \cdot \|e_u\|} \right) \quad (10)$$

其中 e_e 和 e_u 分别为估计光源和金标准光源的 RGB 分量.计算出所有色偏图像夹角误差后取统计中值,得到该颜色恒常数据库的评估结果.显然,夹角误差中值越小,说明该算法的性能越好.当比较两种颜色恒常算法的性能时,通用标准是采用 Wilcoxon 符号检验进行显著性检验(显著性水平通常设为 0.01)^[20].

本文还采用 Gijssen 等通过心理物理实验得到的基于人类视觉的颜色恒常算法评估方法^[21],即方法 A 与方法 B 是否有可觉差异在于是否满足下式:

$$0.06 \times \max(e_A, e_B) < |e_A - e_B| \quad (11)$$

其中的 e_A 和 e_B 分别为方法 A 和方法 B 的夹角误差统计中值。

对第一类颜色恒常算法的评估,国际通行做法是,针对非线性图像(经 gamma 校正)和线性图像(未经 gamma 校正),分别采用 Ciurea 库(11346 张图像)^[22]或 Bianco 等对 Ciurea 库的优化库(简称 BC 库,1135 张图像)^[20]和 Shi-Gehler 库(简称 SG 库,568 张图像)^[2]进行.本文采用 BC 库和 SG 库.对比算法为目前效果最好的图像处理领域中的纯技术方法,即基于灰度边缘框架下的一系列算法^[4,20];以及 Shi 等的基于稀疏约束的非负矩阵分解算法(简称 NMFsc)^[23].另外,还给出了不对色偏图像进行处理的结果(DN).

3.2 模型参数选择

对于模型中的参数设置,我们可以从定性和定量两方面分析.在定性方面,根据我们的稀疏性假设,对于参数 s_1 和 s_2 ,可以设置为 $s_1 < s_2$;对于光源特征数 M ,倾向于尽量用较小的 M 值刻画光源特性.对于 N ,

在满足 $N \geq (M+1)$ 的条件下,若设置过大,则生成的式(8)中的观测矩阵 V 会过大,导致计算速度变慢;若设置过小,则会使结果变差.由于算法本身具有的参理论分析复杂性,尽管不充分,目前对参数的分析大多是采用实验验证.本文采用颜色恒常经典文献^[4]所示的遍历参数法对参数取值进行定量分析的结果如图 2 所示,其中显示了对于本文用到的两个颜色恒常库(BC 库和 SG 库),其它参数不变,当 M 和 N 取不同值时的角度误差统计中值.由图可见, M 值一般取 3 即可,而 N 在 7~9 范围取值则可得满意结果。

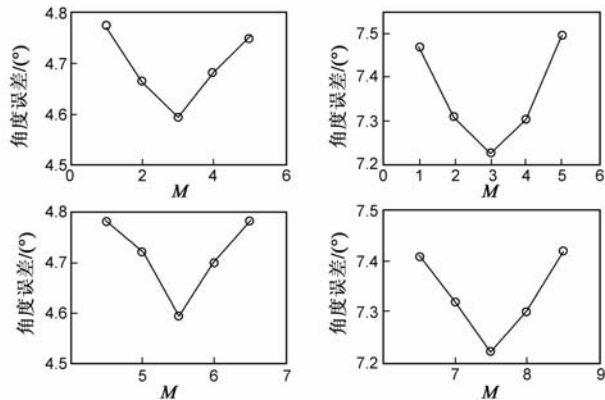


图2 左上图和右上图分别为BC库和SG库的 M 参数敏感性.左下图和右下图分别为BC库和SG库的 N 参数敏感性

3.3 非线性图像库的处理结果

我们用 BC 非线性图像库对本文方法做进一步的评估.通过测试,dNSC的参数设置为: $s_1 = 0.2, s_2 = 0.6, M = 3, N = 7$.其他算法的参数设置,采用了相应文章对相同数据库的算法参数设置^[20,23].图 3 的第一行为该数据库中的一些原色偏图像,第二行为用 dNSC 校正后的图像.可以直观看出 dNSC 算法的颜色恒常效果.表 1 第一列从上到下分别为 DN(不做颜色校正),GW(灰度世界),WP(白板算法),GE1(一阶灰度边缘),GE2(二阶灰度边缘),NMFsc(稀疏约束非负矩阵分解),dNSC($n = 0$)(零阶导数非负稀疏编码),dNSC($n = 1$)(一阶导数非负稀疏编码).第二列是各种算法在 BC 库的比较结果.经统计显著性检验,dNSC($n = 1$)只是略微的低于 GE1 方法.需要说明的是,当我们采用式(11)所示方法评估



图3 dNSC对BC库计算的结果.第一行是该库中的部分色偏图像,既包括室内场景,又包括室外场景.第二行为dNSC模型得到的颜色恒常结果

时,dNSC1 与 GE1 对人类视觉而言没有差异.

表 1 各种颜色恒常算法对 BC 库中所有图像和 SG 库中所有图像处理结果的夹角误差统计中值

方法	BC 库	SG 库
DN	6.05	10.43
GW ^[4,20]	5.95	7.26
WP ^[4,20]	5.48	10.85
GE1 ^[4,20]	4.47	8.96
GE2 ^[4,20]	4.65	8.49
NMF _{sc} ^[23]	4.95	7.40
dNSC ($n = 0$)	5.25	7.22
dNSC ($n = 1$)	4.59	8.20

3.4 线性图像库的处理结果

采用 SG 库对本文方法进行评估.通过大量的测试,dNSC 的参数设置为: $s_1 = 0.3, s_2 = 0.5, M = 3, N = 9$.因为该库最新发布,目前尚无其它算法在此数据库上进行测试.因此,对于本文中用来对比的其它算法的参数设置,我们采用遍历的方法给出最优设置.同 3.3 节对表 1 第二列的描述相似,表 1 第三列是第一列各种算法在 SG 库的比较结果.经统计显著性检验,dNSC($n = 0$)是最佳的方法.采用式(11)方法评估时,dNSC($n = 0$)与 GW 对人类视觉而言没有差异.

4 总结与讨论

本文提出的 dNSC 算法通过模拟初级视皮层神经元感受野神经机制实现了色偏图像的颜色恒常.通过对国际通用的颜色恒常算法评估库测试,本文模型在统计显著性上取得与目前最优的图像处理纯技术算法可相比拟的结果.在心理物理实验得出的评估框架下,与目前最优的图像处理纯技术算法没有可察觉的差异,证明了该方法在工程应用方面的潜在价值.此外,通过对数据库的计算,可以认为,对于非线性图像,本模型采用 1 阶模式效果更好;对于线性图像,采用 0 阶模式效果更好.

从神经科学的角度,本模型用图像求导算子刻画了初级视皮层神经元感受野的功能.在对数域进行处理,符合心理学中人眼对亮度等级的响应的 Weber-Fechner 定律.目前在神经科学领域,对人类如何实现颜色恒常的神经机制仍没有定论.有研究者认为颜色恒常是在视皮层完成^[24];也有研究者认为颜色恒常在视网膜和侧膝体就可以完成^[25].与之对应,存在不同生物模型,如基于视网膜拮抗与非线性特性的模型^[10]、基于视皮层感受野滤波器特性的模型^[26].本文模型中图像导数和非负稀疏编码都可以看做视皮层感受野的滤波器特性的表现形式^[17,27].因此,可以认为本文模型也是基于视皮层神经元感受野滤波器特性的模型.但需要说明的是,现在大家普遍接受这样的观点,即颜色恒常

性的实现需要视网膜、侧膝体、初级视皮层,甚至更高级视觉皮层的协作来完成^[28].本文的结果在一定程度上可以帮助我们理解初级视皮层在颜色恒常性中扮演的角色.

基于上述生理基础的存在,我们下一步将利用本文提出的模型对神经科学领域中的颜色恒常理论和实验数据进行一定程度的验证或预测,并尝试用于解决与颜色恒常有关的实际应用^[29].另外,引入基于机器学习场景分类机制,使算法可以针对不同的色偏场景进行自适应的参数选择,达到对单一色偏图像的自动最优处理.

致谢 我们在研究过程中使用了 Gijssenij, von de Weijer 和 Hoyer 等提供的相关 matlab 代码和 Bianco, Ciurea, Shi 等提供的图像库,特此感谢.

参考文献

[1] S D Hordley. Scene illuminant estimation: Past, present, and future[J]. Color Research & Application, 2006, 31(4): 303 – 314.

[2] P Gehler, C Rother, et al. Bayesian color constancy revisited [A]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. USA: IEEE Press, 2008. 1 – 8.

[3] A Gijssenij, T Gevers, et al. Generalized gamut mapping using image derivative structures for color constancy[J]. International Journal of Computer Vision, 2010, 86(2 – 3): 127 – 139.

[4] J van de Weijer, T Gevers, et al. Edge-based color constancy [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(9): 2207 – 2214.

[5] V Cardei, B Funt, et al. Estimating the scene illumination chromaticity by using a neural network[J]. Journal of the Optical Society of America A, 2002, 19(12): 2374 – 2386.

[6] J Toro, B Funt. A multilinear constraint on dichromatic planes for illumination estimation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(1): 92 – 97.

[7] M Wu, J Sun, et al. Color constancy based on texture pyramid matching and regularized local regression [J]. Journal of the Optical Society of America A, 2010, 27(10): 2097 – 2105.

[8] E Land. An alternative technique for the computation of the designator in the Retinex theory of color vision[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 1986, 83(10): 3078 – 3080.

[9] A Rizzi, C Gatta, et al. A new algorithm for unsupervised global and local color correction [J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(11): 1663 – 1677.

[10] H Spitzer, S Semo. Color constancy: A biological model and its application for still and video images[J]. Pattern Recognition, 2002, 35(8): 1645 – 1659.

[11] 汪荣贵, 朱静, 杨万挺, 方帅, 张新彤. 基于照度分割的局

- 部多尺度 Retinex 算法[J]. 电子学报, 2010, 38(5): 1181 – 1186.
- WANG Rong-gui, ZHU Jing, et al. An improved local multi-scale Retinex algorithm based on illuminance image segmentation[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(5): 1181 – 1186. (in Chinese)
- [12] 汪荣贵, 张璇, 张新龙, 傅剑峰. 一种新型自适应 Retinex 图像增强方法研究[J]. 电子学报, 2010, 38(12): 2933 – 2936.
- WANG Rong-gui, ZHANG Xuan, et al. A novel adaptive Retinex algorithm for image enhancement[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(12): 2933 – 2936. (in Chinese)
- [13] L Meylan, S Susstrunk. High dynamic range image rendering with a retinex-based adaptive filter[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(9): 2820 – 2830.
- [14] C Zeng, Y Li, et al. Center surround interaction with adaptive inhibition: A computational model for contour detection[J]. NeuroImage, 2011, 55(1): 49 – 66.
- [15] J Koenderink, A van Doorn. Representation of local geometry in the visual system[J]. Biological Cybernetics, 1987, 55(6): 367 – 375.
- [16] A Hyvarinen, J Hurri, et al. Natural Image Statistics – – A Probabilistic Approach To Early Computational Vision[M]. German: Springer, 2009, 16 – 21.
- [17] P Hoyer. Modeling receptive fields with non-negative sparse coding[J]. Neurocomputing, 2003, 52 – 54: 547 – 552.
- [18] P Hoyer. Non-negative matrix factorization with sparseness constraints[J]. Journal of Machine Learning, 2004, 5: 1457 – 1469.
- [19] 王守觉, 丁兴号, 廖英豪, 郭东辉. 一种新的仿生彩色图像增强方法[J]. 电子学报, 2008, 36(10): 1970 – 1973.
- WANG Shou-jue, DING Xing-hao, et al. A novel bio-inspired algorithm for color image enhancement[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(10): 1970 – 1973. (in Chinese)
- [20] S Bianco, G Ciocca, et al. Automatic color constancy algorithm selection and combination[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(3): 695 – 705.
- [21] A Gijsenij, T Gevers, et al. Perceptual analysis of distance measures for color constancy algorithms[J]. Journal of the Optical Society of America A, 2009, 26(10): 2243 – 2256.
- [22] F Ciurea, B Funt. A large image database for color constancy research[A]. Proceedings of the Eleventh IS&T/SID's Color Imaging Conference[C]. Arizona: SPIE, 2004. 160 – 64.
- [23] L Shi, B Funt, et al. Illumination estimation via non-negative matrix factorization[A]. Proceedings of the Midterm Meeting AIC 2007 Color for Science and Industry[C]. Hangzhou: SPIE, 2007. 1 – 5.
- [24] V Walsh. How does the cortex construct color[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 1999, 96(24): 13594 – 13596.
- [25] O Creutzfeldt, J Crook, S Kastner, C Li, X. Pei. The neurophysiological correlates of colour and brightness contrast in lateral geniculate neurons I Population analysis[J]. Experimental brain research, 1991, 87(1): 3 – 21.
- [26] Jobson D J, Rahman Z, Woodwell G A. Properties and performance of center/surround Retinex[J]. IEEE Transactions on Image Process, 1997, 6(3): 451 – 462.
- [27] B Olshausen, D Field. Emergence of simple-cell receptive field properties by learning a sparse code for natural images[J]. Nature, 1996, 381: 607 – 609.
- [28] S Solomon, P Lennie. The machinery of colour vision[J]. Nature Reviews Neuroscience, 2007, 8(4): 276 – 286.
- [29] 许家伦, 屠立平等. 一种基于 LAB 色空间拓扑剖分映射的颜色恒常性模型[J]. 电子学报, 2009, 37(9): 2109 – 2112.
- XU Jia-tuo, TU Li-ping, et al. A color constancy model based on LAB topology resolve-map[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(9): 2109 – 2112. (in Chinese)

作者简介



杜馨瑜 男, 1977 年 10 月出生于甘肃天水. 1999 年毕业于电子科技大学自动化系. 现为该校在读博士生. 研究方向为图像处理.
E-mail: duxinyu126@126.com



李永杰 男, 1971 年出生于河北临城, 工学博士、教授. 目前的研究方向为大脑视觉信息处理机制的计算机模拟与应用.
E-mail: liyj@uestc.edu.cn