

利用高维互信息的多模态医学图像配准

胡永祥^{1,2}, 汤井田¹, 蒋 鸿²

HU Yong-xiang^{1,2}, TANG Jing-tian¹, JIANG Hong²

1.中南大学 信息物理工程学院 生物医学工程研究所, 长沙 410083

2.湖南工业大学 计算机与通信学院, 湖南 株洲 412008

1.Institute of Biomedical Engineering, Central South University, Changsha 410083, China

2.Institute of Computer & Communication, Hunan University of Technology, Zhuzhou, Hunan 412008, China

E-mail: huyx506@163.com

HU Yong-xiang, TANG Jing-tian, JIANG Hong. Multi-modality medical image registration using high dimension mutual information. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(24): 242-245.

Abstract: Mutual Information(MI) based similarity measure has been widely used in multi-modal medical image registration. One drawback of MI, however, is that it fails to take into account the spatial information of image. In this paper, we propose a novel extension to MI called High-dimension Mutual Information(HMI). This extension takes advantage of neighbor pixels to construct a set of high dimension vector, and then evaluates high dimension entropy using an algorithm based on Nearest Neighbor Search (NNS). In order to compute HMI effectively, we adopt an algorithm called approximate nearest neighbor search. Experiments demonstrate the validation of the extended methods.

Key words: High-dimension Mutual Information(HMI); multi-modality medical image; image registration

摘 要: 互信息相似性测度在多模态医学图像配准中获得了广泛的应用, 然而其不足之处在于没用充分利用图像固有的空间信息。针对这一不足, 提出了利用图像邻域信息的高维互信息配准方法。首先用图像像素及其邻域构成高维向量的集合, 然后利用基于最近邻的熵估计方法来估计集合的高维熵, 并采用近似最近邻搜索算法来加快高维熵的计算。实验结果验证了新的相似性测度的有效性。

关键词: 高维互信息; 多模态医学图像; 图像配准

文章编号: 1002-8331(2007)24-0242-04 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP391

1 引言

多模态医学图像配准是医学图像分析的重要组成部分, 主要任务是寻找一个空间变换使得两幅图像的物理对应点达到空间上的对齐。通常将图像配准过程看作是一个数值最优化过程, 用一个相似性测度函数来衡量图像的配准程度, 当这个函数取得最优值时就认为图像已配准。

图像配准中最关键的是相似性测度。基于信息论的相似性测度, 如互信息(Mutual Information, MI)^[1,2]、归一化互信息(Normalized Mutual Information, NMI)^[3], 具有自动化程度高、配准精度高等优点, 已成为多模态图像配准的标准测度。然而, 互信息测度在计算联合直方图时仅考虑了两幅图像中对应的单个像素信息, 没有充分利用图像的空间信息。近年来, 研究者们提出了多种方法来利用图像空域信息计算互信息测度^[4-7]。文献[4]将互信息测度乘上一个梯度信息项的方法来引入图像空间信息, 其主要思想是: 当图像配准时, 具有较大梯度幅度位置处应该是对齐的, 并且这些位置处的梯度方向应该相似。文献[5]定义了一个二阶互信息, 在计算两幅图像的边缘和联合熵时不

是仅利用单个像素, 而是利用了两个相邻的像素。文献[6][7]利用从图像获取的空间特征向量来扩展互信息测度。

为了充分利用图像的空域信息, 我们将图像边缘熵和联合熵的计算扩展到考虑多个相邻像素, 相应地定义了高维互信息, 并采用快速算法来估计图像的高维互信息。用 MR-T1、MR-T2、CT 图像组成的两组多模图像进行了试验, 由于利用了更多的空间信息, 新的相似性测度函数具有良好的抗噪性和更高的配准成功率。

2 高维互信息

2.1 互信息

1995年 Viola^[1]和 Collignon^[2]分别独立提出利用互信息作为图像配准的相似性测度, 并取得了很大成功。作为相似性测度, 它具有很多的优点, 如它对图像之间的关系没有任何先验假设、自动化程度高、配准精度高等, 是目前使用最广泛的多模态图像配准测度。

给定图像 A 和 B, 图像的联合熵可用下式计算:

$$H(A, B) = - \sum_{a,b} p_{AB}(a, b) \log p_{AB}(a, b) \quad (1)$$

其中 $p_{AB}(a, b)$ 是图像 A 和 B 的像素的联合概率分布。互信息的定义涉及图像 A 和 B 的联合熵和单个图像的熵 $H(A)$ 和 $H(B)$, 其中:

$$H(X) = - \sum_x p_x(x) \log p_x(x) \quad (2)$$

互信息为:

$$I(A, B) = H(A) + H(B) - H(A, B) \quad (3)$$

2.2 高维互信息

利用直方图来估计图像的熵以及两幅图像的联合熵时仅仅利用了像素灰度值的统计信息, 忽略了像素的空间位置信息及图像的空间结构信息。为了利用这些空间信息, 必须扩展互信息的定义。一个很自然的想法是利用像素的邻域信息来扩展互信息的维数, 在计算图像的联合熵时将两幅图像的对应像素处的邻域一起考虑, 构成该像素及其邻域的联合分布。例如, 如果利用像素的四邻域, 则两幅图像的联合熵为 10 维, 边缘熵为 5 维。

设一个 $2k+1$ 维的向量为 $x_1, x_2, \dots, x_{k+1}, \dots, x_{2k+1}$, 令 $X^{2k+1}, Y^{2k+1} \in R^{2k+1}$ 则高维互信息可以定义为:

$$I(X^{2k+1}, Y^{2k+1}) = H(X^{2k+1}) + H(Y^{2k+1}) - H(X^{2k+1}, Y^{2k+1}) \quad (4)$$

对于大小为 $m \times n$ 的图像来说, 将图像的每个像素及其 $2k$ 个邻域像素构成一个 $2k+1$ 维向量, 图 1 为 8 邻域系统构成一个 9 维向量的示意图, 此时 k 的值为 4。对于图像边界处的像素, 通过扩展图像的边界来得到它们的邻域。这样, 图像就可用 N 个 $2k+1$ 维的向量来表示, 即 $p = [p_1, \dots, p_N]$, 其中 $N = m \times n$ 。类似地, 可以用 N 个 $2(2k+1)$ 维向量表示两幅图像的联合分布。

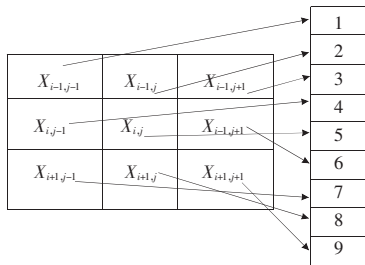


图 1 像素及其邻域构成的向量示意图

现在的关键是要估计出图像的高维互信息。利用直方图来估计是不可取的, 因为如果将每一维的取值范围等分为 m 个区间, 则对联合熵来说共有 $m^{2(2k+1)}$ 个子区间。例如, 当 $n=4, m=16$ 时, 两幅图像的联合直方图共有 16^{18} 个子区间, 远远大于用来表示图像数据的向量个数。下一部分, 将讨论高维互信息的估计问题。

3 高维互信息估计

高维互信息的估计涉及高维联合熵和边缘熵的估计。高维熵的估计是利用高维空间中的有限个离散采样点来估计熵的问题, 我们采用最近邻估计法 (Nearest Neighbor Estimator) 来解决这个问题。由于最近邻搜索计算量很大, 将介绍一种近似最近邻 (Approximate Nearest Neighbor, ANN) 的计算方法。将这两个方法相结合能快速、有效地求得图像高维熵。

3.1 基于最近邻的熵估计法

用有限数量的多维采样点来估计熵的问题早在 1981 年就

由 Karplus^[8]等进行了研究。他们假设采样点服从多维正态分

布, 即 $f(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} |\Sigma|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(\theta-\mu)^T \Sigma^{-1}(\theta-\mu)}$, 其中 μ 为向

量均值, Σ 为协方差矩阵。熵可用式 $H = \frac{p}{2} (\ln 2\pi + 1) + \frac{1}{2} \ln |\Sigma|$

来计算。然而, 正态分布的假设不适用于图像。Kozachenko^[9]提出的最近邻估计法不需要任何先验假设, 并且证明了这种估计具有渐近无偏性 (unbiased) 和一致性 (consistent)。Victor J^[10]也证实了这种估计的有效性, 能在较少采样点的情况下获得近似正确的熵。

令 X_1, X_2, \dots, X_n 是 p 维随机变量 X 的 n 个离散采样值 $H = E[-\log f(X)]$, 表示随机变量 X 的熵。用 $dist(x, y)$ 表示 p 维空间中两个点 x 和 y 的 Euclidean 距离, 用 $\rho_i = \min\{dist(X_i, X_j) | j \in \{1, 2, \dots, n\} - \{i\}\}$ 表示 X_i 到它的最近邻的距离。熵估计可用下式表示 (详细的推导过程请参阅文献[9]):

$$H_n = \frac{p}{n} \sum_{i=1}^n \log \rho_i + \log \left[\frac{\pi^{p/2}}{\Gamma(\frac{p}{2} + 1)} \right] + \gamma + \log(n-1) \quad (5)$$

其中 $\gamma = - \int_0^\infty e^{-v} \ln v dv$, 其近似值为 0.577 2, Γ 为 gamma 函数。

3.2 近似最近邻搜索

式(5)中, 求 ρ_i 的问题一般称为最近邻搜索 (Nearest Neighbor Search, NNS) 问题。如果采用穷举法来计算, 计算量非常大, 再加上图像配准需要多次迭代, 导致配准的速度非常慢。因此, 必须采用快速算法。NNS 的快速算法主要可分为基于不等式判据的、基于金字塔结构的和基于变换域的方法三大类^[11]。这些算法都能精确地找到任一点的精确最近邻点, 但是它们的计算量还是相当大。为了实现快速的图像配准, 可以不要求对所有的点都找到精确的最近邻点, 而只要找到在一定误差范围内的近似最近邻点。

设有 n 个点的数据集 $S \subset R^d$ 和任意查询点 $q \in R^d$, 给定 $\varepsilon > 0$, 称点 $p \in S$ 为 q 的 $(1+\varepsilon)$ -近似最近邻, 如果:

$$dist(p, q) \leq (1+\varepsilon) dist(\hat{p}, q)$$

其中 \hat{p} 为 q 的精确最近邻点。Arya S^[12]等提出了求解 $(1+\varepsilon)$ -近似最近邻问题的最优算法, 其主要思想是在搜索时只查询那些与目标点的距离小于当前最近距离 $1/(1+\varepsilon)$ 倍的点, 搜索完成时返回的点未必是真实的最近邻 ($\varepsilon=0$ 除外)。该算法首先在数据集 $S \subset R^d$ 上构造了一个称为 BBD 树 (Balanced Box-Decomposition tree) 的数据结构, 构造的时间复杂度为 $O(dn \log n)$, 空间复杂度为 $O(dn)$ 。然后, 对于给定的 $\varepsilon > 0$ 和查询点 $q \in R^d$ 以及任一闵可夫斯基距离 (Minkowski Metric), 在 BBD 树上搜索 q 的 $(1+\varepsilon)$ -近似最近邻点, 搜索算法的时间复杂度为 $O(c_{d,\varepsilon} \log n)$, 其中 $c_{d,\varepsilon} \leq d \lceil 1+6d/\varepsilon \rceil^d$ 。Arya S 等从理论上证明了上述结论, 并且还提供了 C++ 源程序 (www.cs.umd.edu/~mount/ann)。另外, Arya S 等指出, 即使当参数 ε 的取值较大, 所返回的点仍然有 50% 的机会是真实的最近邻, 且在平均意义上它们到目标点的距离只是真实最近邻到目标点的距离的 1.05 倍, 而取得的加速比 (相对于 $\varepsilon=0$ 时返回的真实最近邻) 可达到 50 倍以上。

3.3 算法

将基于最近邻的熵估计法和近似最近邻搜索相结合可以快速、有效地计算图像的互信息, 算法可描述如下:

(1) 给定图像 A 和 B , 指定邻域大小 $2k$, 对于图像的每一

个像素 A_{ij} 、 B_{ij} 和以其为中心 $2k$ 个邻域像素, 分别构造一个 $2k+1$ 维的向量 \mathbf{VA}_{ij} 、 \mathbf{VB}_{ij} (如图 1 所示), 再由这两个向量构造一个 $2(2k+1)$ 维联合向量 $\mathbf{VAB}_{ij}=[\mathbf{VA}_{ij}, \mathbf{VB}_{ij}]$ 。对图像边界进行扩展后, 图像 A 、 B 以及它们的联合分布都用 N 个向量表示, 向量的集合分别记为 PA 、 PB 、 PAB , 其中 N 为图像的大小。

(2) 用近似最近邻搜索算法分别计算集合 PA 、 PB 、 PAB 中每个向量的最近邻 ρA_i 、 ρB_i 、 ρAB_i , $i=1, \dots, N$ 。

(3) 利用式(5)分别计算图像的熵 HA 、 HB 和联合熵 HAB 。

(4) 计算互信息 $IAB=HA+HB-HAB$ 。

上述算法中, 第(1)步时间复杂度为 $O(N)$, 空间复杂度为 $O(dN)$, 其中 d 表示向量的维数; 第(2)步的时间复杂度为, 空间复杂度为 $O(d \log N)+O(c_{d,e} \log N)$; 第(3)步的时间复杂度为 $O(N)$; 第(4)步则为 $O(1)$, 因此整个算法的时间复杂度为 $O((d+c_{d,e}) \log N)$, 空间复杂度为 $O(dN)$ 。

4 实验

为了验证高维互信息相似性测度的性能, 采用 MR-T1, MR-T2 和 CT 图像进行两个实验。第一个实验用来测试新的相似性测度函数的平滑性和抗噪性, 第二个实验用来测试利用新的相似性测度函数进行配准的性能。实验中采用的最优化算法是 Powell 优化, 插值方法是 PV 插值 (Partial Volume Interpolation)^[3]。另外, 将原互信息测度函数记为 MI, 利用 4 邻域和 8 邻域的高维互信息测度分别记为 HMI-4、HMI-8。

图像配准需要寻找相似性测度函数的全局最优值。如果函数平滑且没有局部极值, 全局最优值很容易找到, 反之, 最优化过程很容易落入局部极值而造成误匹配。另外, 在图像获取过程中不可避免地受到噪声干扰, 使得配准函数出现许多局部极值而造成误匹配。因此, 相似性测度函数的平滑性及其抗噪性对配准结果有着至关重要的作用。采用 MR-T1 和 MR-T2, 对图像进行旋转、平移以及在各种噪声环境下相似性测度函数的曲线图进行了实验, 其中图 2 显示了图像旋转的实验结果, 沿

坐标轴平移的试验结果与它类似没有列出。从图 2 可以看出, 当没有噪声时三者差别不大, 随着噪声方差的增大三者的曲线图越来越不平滑, 局部极值越来越多。相比较而言 HMI-4 比 MI 要好, HMI-8 又比 HMI-4 要好。这说明利用更多的邻域信息, 互信息测度具有更好的抗噪性。另外, 还可以看到, 随着噪声方差的逐渐增大三种互信息的值都逐步减少。这是因为熵是衡量概率分布的分散程度 (dispersion), 由于噪声的引入, 图像的灰度趋向分散, 图像的熵增加, 且联合熵的增长比边缘熵快, 所以互信息的值减少。这刚好从另一个角度证明了高维互信息估计的正确性。

为了进一步验证和比较利用高维互信息测度进行图像配准的性能, 选择已预先配准的 MR-T1 与 MR-T2、MR-T1 与 CT 两组图像进行配准实验, 每组包含 3 对图像, 分别编号为 #1、#2、#3, 每对图像进行 50 次实验, 每次实验又分别用 MI、HMI-4、HMI-8 三个相似性测度各测试一次。在每一次实验中, 先对其中一幅图像进行平移和旋转, 平移的距离在 $[-40, 40]$ 个像素范围内随机选择, 旋转角度则在 $[-20, 20]$ 度范围内随机选择, 然后再进行配准。对每一次实验结果, 用绝对差来计算角度误差, 用均方根来计算平移误差。为了评估配准是否成功, 还设置了一个阈值向量 (2, 2), 即当平移的误差小于 2 且旋转的角度误差小于 2 时就认为配准成功, 否则配准失败。配准的成功率见表 1, 从表 1 中可以看到, HMI-4 和 HMI-8 的配准成功率要明显好于 MI, 而 HMI-8 则稍微好于 HMI-4。这可能是由于所选择的图像噪声干扰较小, 导致 HMI-4 与 HMI-8 性能相差较小。同时观察到, MR-T1 与 MR-T2 的 #1 图像对三个方法的配准成功率非常相近, 这也可能是由于这对图像受噪声干扰很小的原因。

图 2 中横坐标表示旋转的角度 $[-20, 20]$, 纵坐标表示互信息的值, 第一至三行分别表示 MI、HMI-4、HMI-8 的曲线图; 图中第一列没有加噪声, 第二至四列所加高斯白噪声的方差分别为 5、10、15。

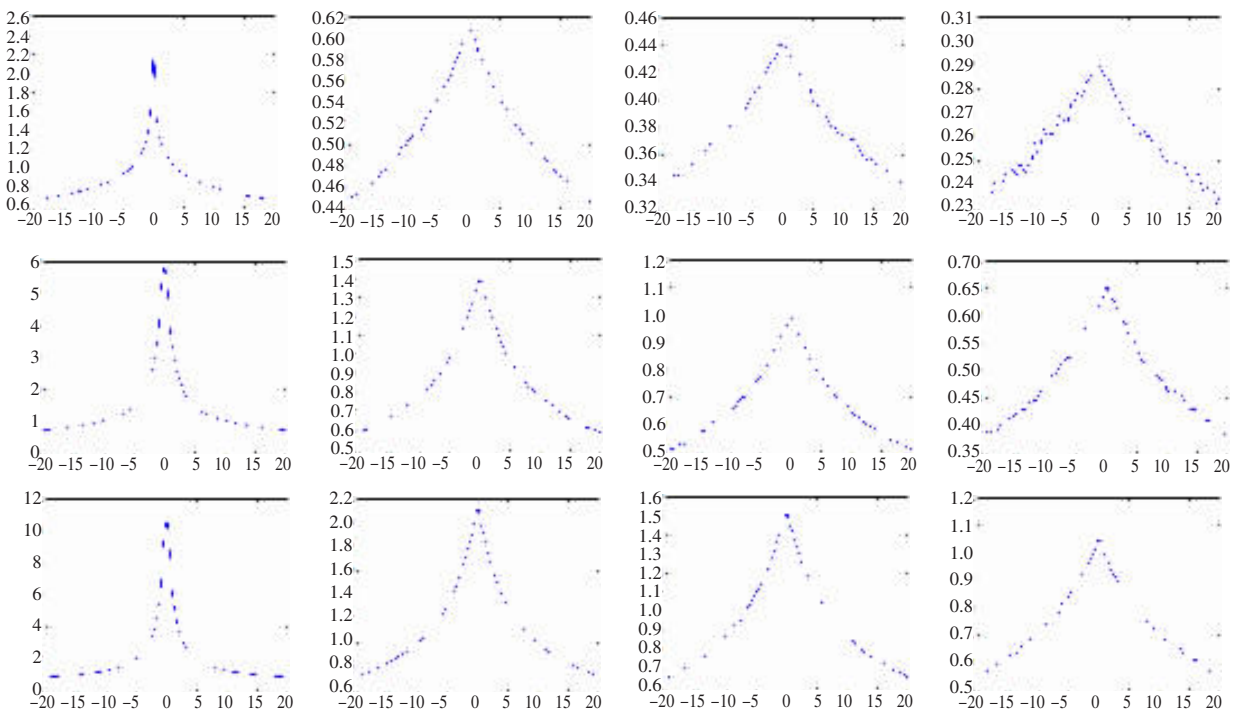


图 2 相似性测度函数曲线图

表1 利用 MI、HMI-4 和 HMI-8 相似性测度对两组测试图像 MR-T1 与 MR-T2、MR-T1 与 CT 进行配准的成功率结果表

		成功率		
		MI	HMI-4	HMI-8
MR-T1	#1	88%	89%	89%
与	#2	85%	93%	93%
MR-T2	#3	86%	90%	94%
MR-T1	#1	86%	88%	90%
与	#2	83%	91%	91%
CT	#3	90%	93%	95%

5 结论

利用图像邻域信息,提出了基于高维互信息的多模态医学配准方法。将图像的每个像素及其邻域构成一个向量,使得图像由向量构成的集合来表示。对于这样的向量集合,采用基于最近邻的熵估计法来计算它的熵。针对最近邻搜索运算量大、耗时长的问題,采用近似最近邻搜索算法来加快计算速度。为了验证新的互信息测度的性能,用 MR-T1、MR-T2 和 CT 图像设计了两个实验。采用 MR-T1 与 MR-T2 图像,在不同噪声水平下进行实验的结果表明高维互信息测度与原互信息测度相比具有更好的抗噪性。另外,大量的随机配准试验证实新的相似性测度具有更高的配准成功率。(收稿日期:2007 年 1 月)

参考文献:

- [1] Viola P, Wells W. Alignment by maximization of mutual information [C]//Proceedings of the 5th International Conference on Computer Vision, Boston, MA, 1995:16-23.
- [2] Collignon A, Maes F, Vandermeulen D, et al. Automated multimodality image registration using information theory [C]//Proceedings of the Information Processing in Medical Imaging Conference, Dor-

(上接 204 页)

坏直接影响到温室病害防治智能控制系统的控制策略。本文在模糊聚类理论基础上,采用 Markov 随机场与模糊 C 均值聚类算法耦合的改进型模糊聚类算法对病斑进行检测。仿真实验结果表明,该方法能够有效实现植物病斑的自适应检测,具有可靠、准确性高等优点。然而,该算法对于噪声干扰时的图像,病斑检测效果不明显。因此,对于如何减少噪声干扰及算法的运算量仍需作深入的研究。(收稿日期:2006 年 12 月)

参考文献:

- [1] 赵春江,薛绪掌.数字农业研究进展[M].北京:中国农业科学技术出版社,2005:495-496.
- [2] 王成,乔晓军,王纪华,等.嵌入式 USB 主机接口在温室环境监控中

(上接 241 页)

参考文献:

- [1] Gordon G G, Vincent L. Application of morphology to feature extraction for face recognition [C]//Proc SPIE/SPSE: Nonlinear Image Processing III, 1992, 1658: 151-164.
- [2] Tae Kyun Kim, Seok Cheol Kee, Sang Ryong Kim. Real-time normalization and feature extraction of 3D face data using curvature characteristics [C]//10th IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication, 2001 Proceedings, 2001: 74-79.

drecht, 1995: 263-274.

- [3] Studholme C, Hill D L G, Hawkes D J. An overlap invariant entropy measures of 3D medical image alignment [J]. Pattern Recognition, 1999, 32(1): 71-86.
- [4] Pluim J P, Maintz J, Viergever M A. Image registration by maximization of combined mutual information and gradient information [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2000, 19(8): 809-814.
- [5] Rueckert D, Clarkson M J, Hill D L G, et al. Non-rigid registration using higher-order mutual information [C]//Proc SPIE Medical Imaging 2000: Image Processing, San Diego, 2000: 438-447.
- [6] Sabuncu M R, Ramadge P J. Spatial information in entropy-based image registration [C]//Proceedings of 2nd workshop in biomedical image registration (WBIR'03), Philadelphia, USA, 2003: 132-141.
- [7] Holden M, Grin L D, Hill D L G. Multi-dimensional mutual information image similarity metrics based on derivatives of linear scale space [C]//Lovell B C, Maeder A J. Proceedings of the APRIS Workshop on Digital Image Computing, 2005: 55-60.
- [8] Karplus M, Kushik J N. Method for estimating the configurational entropy of macromolecules [J]. Macromolecules, 1981, 14: 325-332.
- [9] Kozachenko L F, Leonenko N N. Sample estimates of entropy of a random vector [J]. Problems of Information Transmission, 1987, 23: 95-101.
- [10] Victor J. Binless strategies for estimation of information from neural data [J]. Physical Review E, 2002, 66: 51903-51918.
- [11] 孙圣和, 陆哲明, 刘春和. 快速最近邻矢量量化码字搜索算法 [J]. 电子学报, 2001, 29(12): 1772-1777.
- [12] Arya S, Mount D M, Netanyahu N S, et al. An optimal algorithm for approximate nearest neighbor searching in fixed dimensions [J]. J ACM, 1998, 45(6): 891-923.
- [13] Maes F, Collignon A, Vandermeulen D, et al. Multi-modality image registration by maximization of mutual information [J]. IEEE Trans on Medical Imaging, 1997, 16(2): 187-198.

的应用研究 [J]. 农业工程学报, 2005, 21(7): 103-106.

- [3] 冯登超, 乔晓军, 杜小鸿, 等. 基于最优基小波包的植物病害图像压缩算法 [J]. 沈阳农业大学学报, 2006, 37(3): 274-277.
- [4] Feng D C, Yang Z-X, Qiao X-J. The application of wavelet neural network with orthonormal bases in digital image denoising [C]//Wang J. LNCS 3972: ISNN 2006. Berlin Heidelberg, New York: Springer-Verlag, 2006: 539-544.
- [5] 田有文, 李成华. 基于统计模式识别的植物病害彩色图像分割 [J]. 沈阳农业大学学报, 2003, 34(4): 301-304.
- [6] 林开颜, 徐立鸿, 吴军辉. 快速模糊 C 均值聚类彩色图像分割方法 [J]. 中国图像图形学报, 2004, 9(2): 159-163.
- [7] 冯前进, 陈武凡. 模糊马尔可夫场模型与图像分割新算法 [J]. 南方医科大学学报, 2006, 26(5): 579-581.

- [3] Tanaka H T, Ikeda M. Curvature-based face surface recognition using spherical correlation principal directions for curved object recognition [C]//1996 IEEE Proceedings of ICPR '96, 1996: 1015-4651.
- [4] Sami Romdhani, Volker Blanz, Thomas Vetter. Face identification by fitting a 3D morphable model using linear shape and texture error functions [C]//European Conference on Computer Vision, 2002.
- [5] Lee Mun Wai, Surendra Ranganath. Pose-invariant face recognition using a 3D deformable model [J]. Pattern Recognition Society, 2003: 1835-1846.