

文章编号 1004-924X(2010)12-2695-07

基于快速三维主成分分析的肺 CT 图像检测

王青竹¹, 王珂¹, 李勇², 王新竹¹, 王斌³

(1. 吉林大学通信工程学院, 吉林 长春 130025;

2. 吉林工程技术师范学院信息工程学院, 吉林 长春 130052; 3. 吉林省肿瘤医院, 吉林 长春 130012)

摘要:为解决基于二维图像处理的计算机辅助诊疗系统(CAD)仅考虑每幅图像自身包含的信息而忽略不同扫描层之间的联系,以及数据处理过程中的海量计算问题,提出一种新的基于快速三维主成分分析(3D PCA)的有效肺 CT 病灶检测算法。该算法首先引入高维张量奇异值分解(HOSVD)设计 3D PCA;然后以提取出的三维空间特征点为种子点,进行区域增长以获取完整的疑似病灶区域;最后,根据医学图像具体特征,设计了一种 HOSVD 的简化分解算法。对来自吉林省肿瘤医院的 10 个典型病例的五百余幅临床 CT 图像进行了实验,并将实验结果与当前同类算法做了比较。结果表明,检测精确度提高了约 10%~21%;另外,快速算法与原算法比较,计算复杂度可降低约 1/3。由于快速 3D PCA 可以挖掘更多存在于不同连续扫描层间的有用信息,更精准提取病灶特征,在一定程度上提高了检测率。

关键词:CT 图像;肺部检测;图像处理;快速主成分分析;高阶张量奇异值分解;计算机辅助诊疗

中图分类号:R814.42;TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20101812.2695

Detection of pulmonary CT scanned images based on fast 3D PCA

WANG Qing-zhu¹, WANG Ke¹, LI Yong², WANG Xin-zhu¹, WANG Bin³

(1. School of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130025, China;

2. College of Information Engineering, Jilin Teachers' Institute of Engineering & Technology, Changchun 130052, China;

3. Jilin Province Tumor Hospital, Changchun 130012, China)

Abstract: To solve the problem that the current Computer Aided Diagnosis(CAD) based 2D schemes only processes the formation for each scanned image itself and ignores the relation between the images, moreover, to reduce the computational complexity of high-order technology in an actual project, a more effective algorithm to detect pulmonary lesions in CT scanned images based on the fast Three Dimension Principle Component Analysis (3DPCA) was presented. Firstly, the Higher-Order Singular Value Decomposition (HOSVD) was introduced to design the 3D PCA. Then, by choosing the feature points as the seed points, the region grow was used to obtain the whole suspected lesion. Finally, a fast decomposition algorithm was presented according to the feature of CT scanned images. The technique was tested against more than 500 CT images form 10 typical cases of Jilin Tumor Hospital. The results confirm the validity of technique as well as enhanced performance. Comparing with other algo-

收稿日期:2010-04-06;修订日期:2010-05-18.

基金项目:国家 863 高技术研究发展计划资助项目(No. 2007AA12Z242)

rithms, the ratio of detection is improved by 10%-21%, and the computation is reduced to 1/3 of the original algorithm. Obtained data show that the fast 3D PCA could excavate more information existing in the successive CT images. Moreover, improved high order technology can be more effectively applied in actual projects.

Key words: CT image; pulmonary detection; image processing; fast Principle Component Analysis (PCA); Higher-order Singular Value Decomposition(HOSVD); Computer-aided Diagnosis(CAD)

1 引言

肺部计算机辅助诊疗(Computer Aided Diagnosis, CAD)是一种新型的发展迅速的发现、治疗早期肺部病变的重要途径^[1]。图像分割与提取的精确度是 CAD 的重要基础之一^[2]。

1999 年, Samuel^[3] 提出一种基于腔壁移除和滚球法修复(因为一些病灶会因与腔壁粘连而被错误移除)的经典肺实质分割与病变检测算法,但是,滚球的大小无法自适应选择; Antonelli^[4] 提出一种基于背景移除和迭代选取灰度阈值的分割法,但是,当存在噪声或病灶与腔壁粘连时该方法失效; Binsheng^[5] 提出一种利用直方图设计灰度阈值的肺分割方法,但由于肺实质灰度十分复杂,该方法检测出的病灶区往往不完全; 文献[6]提出的基于一种模板匹配的分割方法和文献[7]提出的基于多尺度的结构分割方法均属于形态学范畴,因需要固定几何模板或先验信息,无法达到完全自动化。

以上算法存在的主要缺陷是他们均基于二维图像处理方法。随着数字化图像在医学领域高速发展,传统二维处理方法已无法精确捕获多断层 CT 扫描数据集的三维空间分布信息,换言之,仅分析每幅 CT 图像自身包含的信息而忽略不同断层间联系会导致一定的误诊率,尤其对于那些病灶区与正常组织粘连的病例。

针对以上问题,本文提出一种基于快速 3D 主成份分析(Principal Component Analysis, PCA)的肺部病变检测方法,该方法通过挖掘存在于不同扫描层间的有效信息,可在一定程度上提高检测精度。

2 3D PCA

2.1 传统 PCA

主成分分析(PCA)是一种广泛应用于模式识

别、通信及生物信息等领域的经典统计方法,是将大量相关变量转换为少量不相关变量(主成分)的数学过程。主成分的判断取决于该成分在整个数据集中的变化性,基于这个特性,PCA 通常用于特征提取。本文应用 PCA 寻找疑似病灶区的初始定位点,以这些点作为区域生长法的种子点,检测、分割出整个疑似病灶区。

设数据集中共有 M 个样本,传统 PCA 的协方差矩阵定义如下

$$\mathbf{G}_1 = \frac{1}{M} \sum_j (\mathbf{i}_j - \bar{\mathbf{i}})(\mathbf{i}_j - \bar{\mathbf{i}})^T, \quad (1)$$

式中, \mathbf{i}_j 是第 j 个样本的一维向量模式, $\bar{\mathbf{i}}$ 是所有样本的均值。协方差矩阵的特征值累积贡献率大小决定其是否为主成分。累积贡献率定义为

$$\frac{\lambda_\varepsilon}{\sum_{\gamma=1}^M \lambda_\gamma} \times 100\%, \quad (2)$$

式中, M' 是所有不为零的特征值的个数。

传统的 PCA 方法须将二维的图像样本转换成一维向量再做处理,这无疑增加了空间复杂度,针对这个问题, Yang^[8-9] 提出了一种二维 PCA 方法,改原来‘点一点’去相关为向量间去相关,换言之,图像样本不必转换为一维向量即可以直接被处理,从而有效降低算法空间复杂度

$$\mathbf{G}_2 = \frac{1}{M} \sum_j (\mathbf{I}_j - \bar{\mathbf{I}})(\mathbf{I}_j - \bar{\mathbf{I}})^T, \quad (3)$$

式中 \mathbf{I}_j 是数据集中第 j 幅图像, $\bar{\mathbf{I}}$ 是所有图像的均值。对于 $m \times n$ 的图像,选取所有向量中前 l 个最大累积贡献率对应的向量 \mathbf{u}_k ($k=1, 2, \dots, l$), 组成 $n \times l$ 维变换空间 \mathbf{U}_{2DPCA} , $\mathbf{I}_k \mathbf{U}_{2DPCA}$ ($k=1, 2, \dots, M$) 为 \mathbf{I}_k 对应的 2DPCA 空间。

2.2 3D PCA

多断层 CT 扫描数据集实际为一个三维空间,为挖掘存在于不同断层间的信息,本文设计了一种三维 PCA 方法。为了区分二维矩阵和三维张量(矩阵),定义 3DPCA 的协方差三维矩阵如下:

$$G_3 = (J - \bar{J})(J - \bar{J})^T, \quad (4)$$

式中 J 是由所有多断层 CT 图像组成的一个三维空间, \bar{J} 是对应的均值空间。协方差三维矩阵 G_3 的特征值分解问题

$$G_3 = U \Sigma U^T = U \Lambda V^T V \Lambda U^T. \quad (5)$$

式(5)转换为求三维空间 $A = J - \bar{J}$ 的奇异值分解问题。显然,传统的矩阵奇异值分解方法无法解决这个问题,在此引入高阶张量奇异值分解(Higher-order Tensor Singular Value Decomposition, HOSVD)^[10]方法。

首先需说明高维张量的二维矩阵展开方式:以 $N=3$ 为例,定义 $A \in R^{D_1 \times \dots \times D_N}$ 的 N 阶张量可展开为 $B_{(1)}, B_{(2)}, B_{(3)}$ 3 种二维矩阵,如图 1 所示。

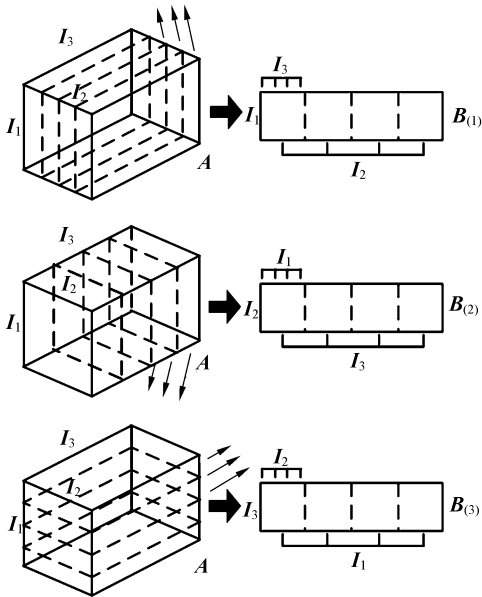


图 1 三维矩阵展开示意图

Fig. 1 Diagrams of unfolding of 3D matrixes

A 的奇异值分解为

$$A = S \times_1 U^{(1)} U^{(2)} \dots \times_N U^{(N)}, \quad (6)$$

S 是 A 的特征 N 阶张量, \times_N 表示 N -模式乘法, $U^{(N)}$ 是对 A 的第 N 种展开用 $B_{(N)}$ 传统奇异值分解方法所得的酉矩阵^[10]。利用高阶张量展开方式与式(6),可以得到

$$B_{(n)} = U^{(n)} \cdot S_{(n)} \cdot (U^{(n+1)} \otimes U^{(n+2)} \dots U^{(N)} \otimes U^{(1)} \otimes U^{(2)} \dots U^{(n-1)})^T, \quad (7)$$

$S_{(n)}$ 是 S 的第 n 种展开, \otimes 表示 Kronecker 乘积^[10]。对于本文三维矩阵,式(7)可简化为以下 3 种方式

$$\begin{aligned} B_{(1)} &= U^{(1)} \cdot S_{(1)} \cdot (U^{(2)} \otimes U^{(3)})^T \\ B_{(2)} &= U^{(2)} \cdot S_{(2)} \cdot (U^{(3)} \otimes U^{(1)})^T, \quad (8) \\ B_{(3)} &= U^{(3)} \cdot S_{(3)} \cdot (U^{(1)} \otimes U^{(2)})^T \end{aligned}$$

假设任意两个正交子张量 $S_{i_n=\alpha}$ 和 $S_{i_n=\beta}$, 特征值 $\lambda_i^{(n)} = \|S_{i_n=i}\|$, 以其累积贡献率忽略非主成分的 $\lambda_i^{(n)}$ 。

本文中的累积方差贡献率标准根据肺部 CT 图像的具体特征设计。通常来说,背景和对应直方图中的两个峰谷,本文通过寻找连通性及面积最大区域去除该区域外部信息(视为背景区域)。移除背景后的图像只有一个峰谷,将该峰谷对应像素数目在所有像素点中所占比例作为区分主成分与非主成分的累积方差贡献率标准,可以进一步提高疑似病灶提取的自适应性和准确性。

忽略累积方差贡献率小于标准贡献率的非主成分得到新的奇异值张量 \hat{S} , 继而得到新的 \hat{A} , 以第一种展开方式为例

$$\hat{A}_{(1)} = U^{(1)} \cdot \hat{S}_{(1)} \cdot (U^{(2)} \otimes U^{(3)})^T, \quad (9)$$

\hat{A} 就是经过 3DPCA 所得到的特征空间。由于 S 到 \hat{S} 的转换去除了部分非主成分,体现在新特征空间 \hat{A} 中,相比于原三维空间 A ,去除了部分干扰疑似病灶提取的正常组织(血管、支气管、腔壁等)碎片,可以达到以下两个目的:(1)凸显出疑似病灶特征点;(2)断开正常组织和疑似病灶间的细小连接。本文把这一空间包含的特征点作为疑似肺病灶的初始定位(种子点),在此基础上用区域生长法,得到完整的疑似病灶区。

3 快速 HOSVD

由于高维张量的计算复杂度,限制了 HOSVD 在实际工程中的应用。以三维为例,一次三维矩阵奇异值分解包含了 3 个二维展开矩阵的奇异值分解,而 CT 扫描图像通常为高分辨率图像,进一步增加了计算量。下面具体说明三维矩阵奇异值分解的复杂度:

以一个 k 断层 CT 扫描数据集为例,每幅 CT 图像分辨率为 $m \times n$, 组成的三维空间为 $k \times m \times n$ 。则 $U^{(1)}, S_{(1)}$ 分别为 $m \times (nk), (nk) \times m^2 nk$ 的二维矩阵; $U^{(2)}, U^{(3)}$ 分别为 $k \times (mn), n \times (mk)$ 的二维矩阵。 $U^{(1)} \cdot S_{(1)}$ 的计算复杂度已经非常高,而 Kronecker 乘积 $U^{(2)} \otimes U^{(3)}$ 为 $kn \times m^2 nk$ 。换言之,一次 HOSVD 需要近似 $2m^2 n^2 k^2$ 次乘法运算和 $m^2 n^2 k^2$ 次加法运算。对于 16 层断层 CT 扫描集(每幅图像分辨率为 512×512),计算量海量,如果没有一种行之有效的简化算法, HOSVD 很

难应用在 CT 图像检测中。

文献[11],[12]分别提出两种 HOSVD 的快速算法,虽然对高维张量的展开方式不同(其中[11]直接展开,[12]以树型展开),但二者基本原理都是抛弃数目为张量的秩数与实际维数之差的那些向量,而 CT 图像往往近似为满秩矩阵,以上两种方法效果并不明显。

本文提出一种新的快速算法:设 $p \times q$ 的矩

阵 \mathbf{X} 与 $u \times v$ 的矩阵 \mathbf{Y}

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1q} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{p1} & x_{p2} & \cdots & x_{pq} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} y_{11} & y_{12} & \cdots & y_{1u} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ y_{v1} & y_{v2} & \cdots & y_{vu} \end{bmatrix}, \quad (10)$$

其 Kronecker 乘积为

$$\mathbf{K} = \mathbf{Kron}(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \begin{bmatrix} x_{11}\mathbf{Y} & x_{12}\mathbf{Y} & \cdots & x_{1q}\mathbf{Y} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{p1}\mathbf{Y} & x_{p2}\mathbf{Y} & \cdots & x_{pq}\mathbf{Y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{11}y_{11} & \cdots & x_{11}y_{1u} & & x_{1q}y_{11} & \cdots & x_{1q}y_{1u} \\ \vdots & & \vdots & \cdots & \vdots & & \vdots \\ x_{11}y_{v1} & \cdots & x_{11}y_{vu} & & x_{1q}y_{v1} & \cdots & x_{1q}y_{vu} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{p1}y_{11} & \cdots & x_{p1}y_{1u} & & x_{pq}y_{11} & \cdots & x_{pq}y_{1u} \\ \vdots & & \vdots & \cdots & \vdots & & \vdots \\ x_{p1}y_{v1} & \cdots & x_{p1}y_{vu} & & x_{pq}y_{v1} & \cdots & x_{pq}y_{vu} \end{bmatrix}, \quad (11)$$

x_{ij}, y_{ij} 分别为 \mathbf{X}, \mathbf{Y} 中的元素, \mathbf{K}_{ij} 是矩阵 \mathbf{K} 的子矩阵。可以发现,如果 $x_{ij} = 0$,无论 \mathbf{Y} 中元素为何值,结果 \mathbf{K}_{ij} 皆为零矩阵。所以规定如下

$$\mathbf{K}_{ij} = \begin{cases} x_{ij}\mathbf{Y} & \text{if } x_{ij} \neq 0 \quad i=1,2,\dots,p; j=1,2,\dots,q \\ 0 & \text{else} \end{cases}, \quad (12)$$

如果 $x_{ij} = 0$,则不再进行加、乘运算, \mathbf{K}_{ij} 直接记为零矩阵。但是,如果仅考虑 $x_{ij} = 0$ 的情况,简化算法效果有限,可以设定一个阈值,如果 x_{ij} 值小于该阈值,则近似视为 0,不再对其进行加、乘运算而子块 \mathbf{K}_{ij} 直接记为零矩阵。通过大量实验,本文将此阈值定位 0.01。

令 $\mathbf{F} = \mathbf{U}^{(1)} \cdot \hat{\mathbf{S}}_{(1)}$, 易知 \mathbf{F} 为 $m \times m^2 nk$ 阶矩阵,令 $\mathbf{Z} = \mathbf{F} \cdot \mathbf{K}^T$, 则 \mathbf{Z} 为 $m \times nk$ 的矩阵,其子矩阵

$$\mathbf{Z}_{ij} = \sum_{\eta=1}^k \mathbf{F}_{i\eta} \cdot \mathbf{K}_{\eta j}^T, \quad (13)$$

如果子块 $\mathbf{K}_{\eta j}$ 为零矩阵,则不再进行加、乘运算而结果子块 \mathbf{Z}_{ij} 直接记为零矩阵。依上述方法设计 $\mathbf{U}^{(1)} \cdot \mathbf{S}_{(1)} \cdot (\mathbf{U}^{(2)} \otimes \mathbf{U}^{(3)})^T$ 的快速算法,流程如图 2 所示。实际 CT 断层扫描集的西矩阵中通常存在大量 0 或近似 0 元素,本文快速算法可以有效降低运算量。

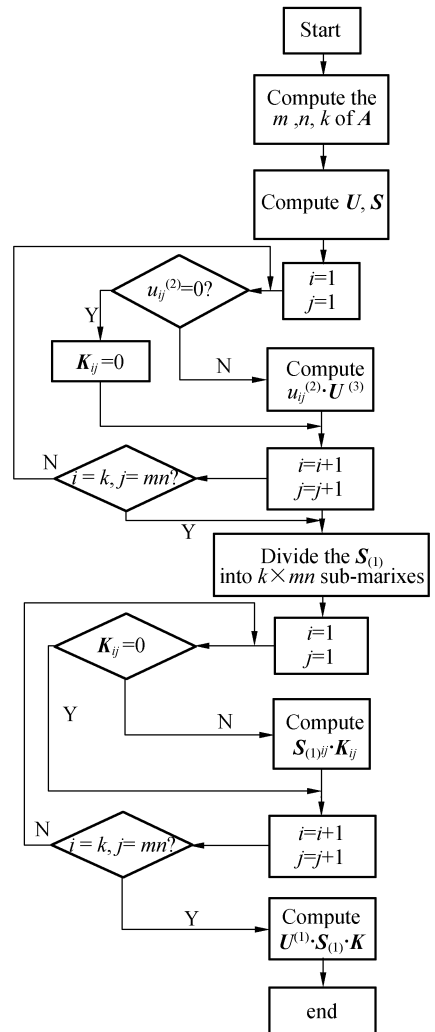


图 2 快速 HOSVD 算法流程图

Fig. 2 Flow chart of fast HOSVD

4 实验结果及分析

对来自吉林省肿瘤医院的 10 个典型病例的 500 余幅临床 CT 图像进行试验,选取某患者 7 幅含病灶 CT 图片如图 3(a)~(g)所示。扫描条件:16 层断层扫描;层厚为 5 mm;分辨率为 512 × 512。确诊结果为右肺下叶中心型肺癌,诊断结果主要包括:右肺下叶支气管开口旁见不规则肿块影;右肺下叶支气管开口截断,中叶支气管受压变窄;右肺下叶后基底段见类圆形软组织;纵隔内及右肺门见多个肿大淋巴结,右腋下可见肿大淋巴结。

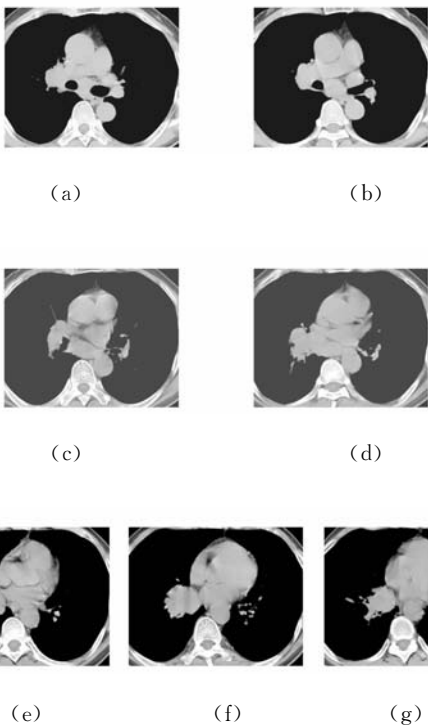


图 3 含病灶 CT 扫描图像
Fig. 3 CT images included lesions

图 4(a)~(g)为以本文快速 3DPCA 的主成分作为种子点,利用区域生长法检测到的病灶区,包括支气管壁增厚、淋巴肿大和肿块阴影几处病灶。由于当前大多数算法针对肺部肿瘤检测,所以将本文算法对肺肿瘤的检测方法与算法 1(一种基于 FCM 模糊分类器的检测方法^[1]),算法 2(一种基于自动分割和 SVM 机器学习的检测算法^[2]),算法 3(2DPCA)相比较,各算法识别率如

表 1 所示,表中分别列出了 300 余幅孤立型肿瘤和 100 余幅与正常组织粘连的较难识别出的肿瘤的检测结果。表 2 分别以 16 层、32 层、64 层断层扫描为例,说明了本文提出的快速算法对计算复杂度的简化效果。

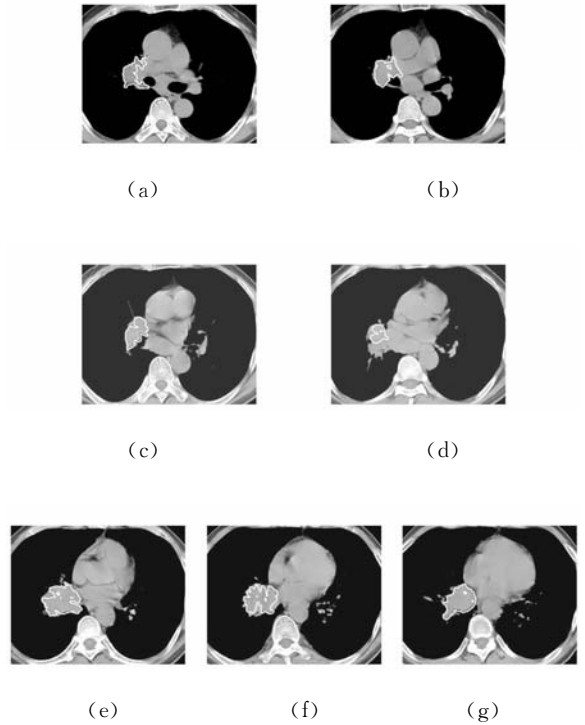


图 4 本文算法检测到的病灶区
Fig. 4 Lesions detected by proposed algorithm

表 1 各种算法对肿瘤病灶的检测率

Tab. 1 Comparison between different algorithms

	孤立型肿块	粘连型肿块
算法 1	90%	73.3%
算法 2	92%	78.3%
算法 3	93%	81.7%
本文算法	95%	89.2%

表 2 快速 HOSVD 与原 HOSVD 的计算量比较

Tab. 2 Comparison of computation between fast and original algorithms

量级:10 ¹³	HOSVD		快速 HOSVD	
	加法次数	乘法次数	加法次数	乘法次数
512 × 512 × 16	1.759 2	3.518 4	0.696 2	1.392 4
512 × 512 × 64	7.037 0	14.074 0	2.7419	5.483 8
512 × 512 × 32	2.748 8	5.497 6	1.419 8	2.839 7

5 结 论

本文提出一种有效的肺部 CT 病变检测算法。该 3DPCA 算法充分结合了 HOSVD 和 PCA 优点,可以充分挖掘存在于 CT 扫描三维数据空间内的有效信息,更精确检测病变区,尤其对于人

眼、计算机视觉均难分辨的与正常组织粘连的病灶区,提高效果更加明显。

本文的检测算法无论对于医师诊断,或者计算机辅助诊断进行下一步的病变定性分析均提供了良好基础。另外,针对医学图像特征设计的快速 HOSVD 算法可以在一定程度上降低算法复杂度,使高维张量处理技术真正实现于工程应用中。

参考文献:

- [1] JAFFAR M A, HUSSAIN A, MIRZA A M. Fuzzy entropy based optimization of clusters for the segmentation of lungs in CT scanned images [J]. *Knowl Inf Syst.*, 2009,7:1-21.
- [2] ZHU Y, TAN Y Q, HUA Y Q, *et al.*. Feature selection and performance evaluation of support vector machine-based classifier for differentiating benign and malignant pulmonary nodules by computed tomography [J]. *Journal of Digital Imaging*, 2010,23(1):51-65.
- [3] ARMATO S G, GIGER M L, MORAN C J. Computerized detection of pulmonary nodules on CT scans[J]. *Radio Graphics*, 1999,19:1303-1311.
- [4] ANTONELLI M, LAZZERINI B, MARCELLONI F. Segmentation and reconstruction of the lung volume in CT image [C]. *20th annual ACM symposium on applied computing, vol I. Santa Fe, New Mexico*, 2000,5:255-299.
- [5] ZHAO B, GAMSU G, GINSBERG M S. Automatic detection of small lung nodules on CT utilizing a local density maximum algorithm [J]. *Journal of Applied Clinical Medical Physics*, 2003,4(3):248-259.
- [6] DEHMESHKI J, YE X, VALDIVIESO M. Auto-

mated detection of lung nodules in CT images using shape-based genetic algorithm [J]. *Comput Med Imaging Graph.* 2007,31(6):408-417.

- [7] REBELO M S, FURUIE S S, GUTIERREZ M A, *et al.*. Multiscale representation for automatic identification of structures in medical images [J]. *Comput Biol Med.*, 2007,37(8):1183-1193.
- [8] YANG J, ZHANG D, FRANGI A F, *et al.*. Two-dimensional PCA: a new approach to appearance based face representation and recognition [C]. *IEEE Trans PAMI*, 2004,26(1):131-137.
- [9] YANG J, YANG J Y. From image vector to matrix: a straightforward image projection technique-IMPCA *vs.* PCA [J]. *Pattern Recognition*. 2002, 35(9):1997-1999.
- [10] LIEVEN D L, BART D M, JOOS V. A multilinear singular value decomposition [J]. *Siam J. Matrix Anal. Appl.*, 2000,21(4):1253-1278.
- [11] ROLAND B, REMY B. Multilinear singular value decomposition for structured tensors [C]. *IEEE ICASSP Conference*, 2006:1-14.
- [12] JUSSI S, ANDREAS R, VISA K J S. Sequential unfolding SVD for tensors with applications in array signal processing [C]. *IEEE Transactions on Ransactions on Signal Processing*, 2009, 57(12): 4719-4733.

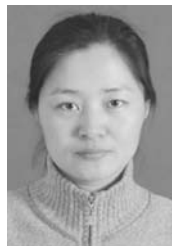
作者简介:



王青竹(1983—),女,吉林长春人,博士研究生,2006年,2008年于吉林大学获得学士、硕士学位,主要从事医学图像处理、人工智能与模式识别方面的研究。E-mail: wangqingzhu198339@163.com



王珂(1955—),男,河北秦皇岛人,博士、教授,博士生导师,1978年、1994年于吉林工业大学分别获得学士、硕士学位,2000年于吉林大学获工学博士学位,主要从事信号与信息处理、图像处理、无线通信及导航、模式识别等方面的研究。E-mail:wangke@jlu.edu.cn



李 勇(1970—),女,吉林四平人,博士研究生,副教授,1992 年于东北师范大学获得学士学位,2002 年于吉林大学获得硕士学位,主要从事图像处理,无线通信等方面的研究。E-mail:liyong8113@sina.com

通讯作者:



王 斌(1970—),男,吉林四平人,博士研究生,主任医师,1993 年、2004 年、2007 年于吉林大学分别获得学士、硕士、博士学位,主要从事临床肿瘤医学与影像学的研究。



王新竹(1985—),男,吉林长春人,硕士研究生,2009 年于吉林大学获学士学位,主要从事人工智能与机器学习方面的研究。

● 下期预告

机载光电侦察平台复合减振设计

王 平¹,王 伟²,丁金伟¹,程志峰^{1,3},张 葆¹

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所,吉林 长春 130033;

2. 中国科学院 长春应用化学研究所,吉林 长春 130033; 3. 中国科学院 研究生院,北京 100039)

为减小振动对机载光电侦察平台成像质量和稳定精度的影响,对光电平台进行了复合减振设计。在详细分析了复合减振原理基础上,针对以往单级隔振系统存在的缺点在平台内框架和外框架之间设计了二级减振系统,更加有效地隔离了外框架传递到内框架上的振动。采用二维参数优化方法计算出了复合减振系统的最优固有频率比 f_{opt} 为 1.43,最优阻尼比 ζ_{opt} 为 0.243。最后通过振动试验验证了光电平台复合减振效果。相比以往单级隔振系统,复合减振系统的最大振动传递率要低 50%,振动传递率小于 1 的频率范围更宽,高频时传递率的衰减程度也要大大优于单级隔振系统。这说明光电平台复合减振的设计是成功的,复合减振技术在光电平台上的成功应用对于光电平台振动隔离技术有着重要的意义。