

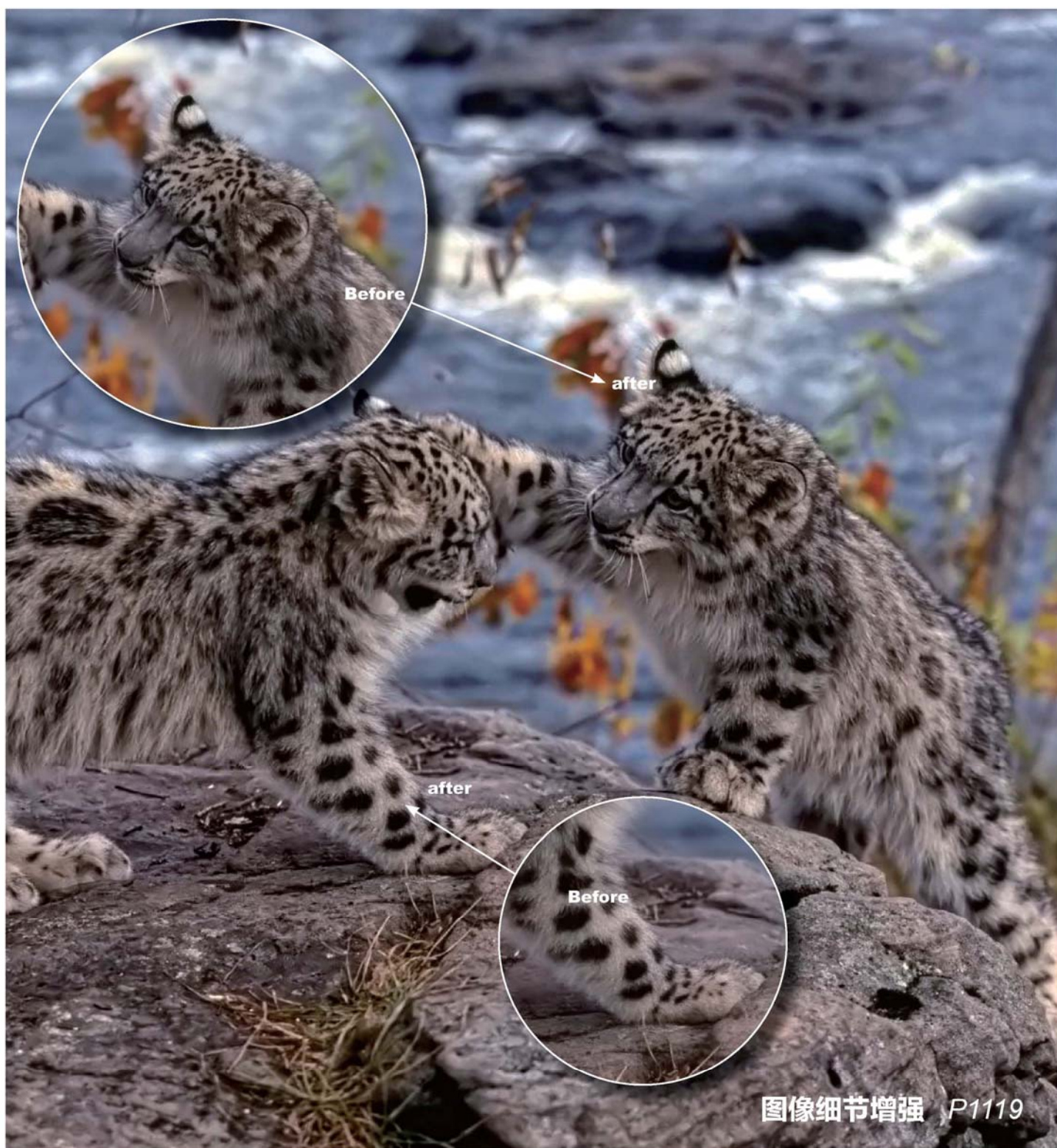


主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2016
09
VOL.21

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



图像细节增强 P1119



第21卷第9期（总第245期）
2016年9月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊
中文核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院
主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学会
北京应用物理与计算数学研究所

主 编 顾行发
编辑出版《中国图象图形学报》编辑出版委员会
邮政信箱 北京9718信箱
邮 编 100101
电子信箱 jig@radi.ac.cn
电 话 010-64807995
网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号
总 发 行 北京报刊发行局
订 购 全国各地邮局
海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司
(邮政信箱: 北京399信箱 邮编: 100048)
印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

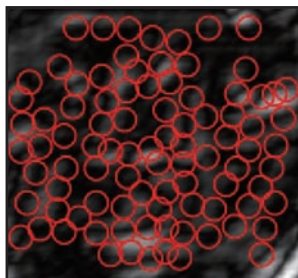
Title inscription: Song Jian | Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences
Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS
China Society of Image and Graphics
Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

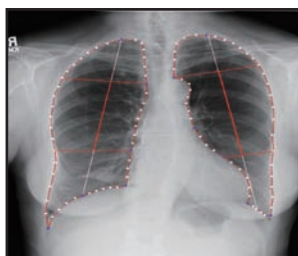
Editor-in-Chief Gu Xingfa
Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of Image and Graphics
P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China
Zip code 100101
E-mail jig@radi.ac.cn
Telephone 010-64807995
Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals
Domestic All Local Post Offices in China
Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)
Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB
ISSN 1006-8961
CODEN ZTTXFZ
国外发行代号 M1406
国内邮发代号 82-831
国内定价 60.00元



基于频率簇模型的人脸识别
(第1166页)



胸部解剖结构回归模型的虚拟双能量X线减影方法(第1247页)



参考1维光谱差异的区域生长种子点选取方法(第1256页)

图像处理和编码

融合梯度信息的改进引导滤波

谢伟, 周玉钦, 游敏 1119

用于屏幕图像编码的索引图快速预测算法

陈规胜, 宋传鸣, 王相海, 刘丹 1127

图像分析和识别

哈希编码结合空间金字塔的图像分类

彭天强, 栗芳 1138

自上而下注意力分割的细粒度图像分类

冯语姝, 王子磊 1147

结合类内和类间距离的可能聚类分割算法

刘璐, 吴成茂 1155

基于频率簇模型的人脸识别

袁姮, 王志宏, 姜文涛 1166

图像理解和计算机视觉

不同池化模型的卷积神经网络学习性能研究

刘万军, 梁雪剑, 曲海成 1178

惰性随机游走视觉显著性检测算法

李波, 卢春园, 金连宝, 冷成财 1191

自适应邻域相关性的背景建模

万剑, 洪明坚, 赵晨丘 1202

实时鲁棒的特征点匹配算法

陈天华, 王福龙 1213

暗通道先验图像去雾的大气光校验和光晕消除

赵锦威, 沈逸云, 刘春晓, 欧阳毅 1221

计算机图形学

定点容量限制质心Power图生成

郑利平, 郜文灿, 李尚林, 曹力 1229

医学图像处理

多相期增强CT中肝内血管的自动分割

袁戎, 石姝玥, 谢庆国 1238

胸部解剖结构回归模型的虚拟双能量X线减影方法

陈胜, 张茗屋 1247

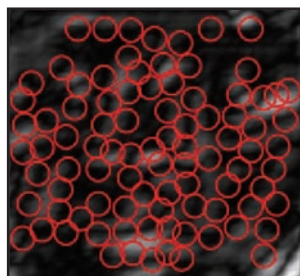
遥感图像处理

参考1维光谱差异的区域生长种子点选取方法

李修霞, 荆林海, 李慧, 唐韵玮, 戈文艳 1256

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Face recognition method based on frequency cluster (P1166)



Virtual dual-energy subtraction method for X-ray radiographs by using regression model based on chest anatomical structure(P1247)



Seed extraction method for seeded region growing based on one-dimensional spectral differences(P1256)

Image Processing and Coding

- Improved guided image filtering integrated with gradient information
Xie Wei, Zhou Yuqin, You Min 1119
- Fast prediction algorithm of index maps for screen image coding
Chen Guisheng, Song Chuanming, Wang Xianghai, Liu Dan 1127

Image Analysis and Recognition

- Image classification algorithm based on hash codes and space pyramid
Peng Tianqiang, Li Fang 1138
- Fine-grained image categorization with segmentation based on top-down attention map
Feng Yushan, Wang Zilei 1147
- Possibilistic clustering segmentation algorithm based on intra-class and inter-class distance
Liu Lu, Wu Chengmao 1155
- Face recognition method based on frequency cluster
Yuan Heng, Wang Zhihong, Jiang Wentao 1166

Image Understanding and Computer Vision

- Learning performance of convolutional neural networks with different pooling models
Liu Wanjun, Liang Xuejian, Qu Haicheng 1178
- Saliency detection based on lazy random walk
Li Bo, Lu Chunyuan, Jin Lianbao, Leng Chengcai 1191
- Background modeling based on adaptive neighborhood correlation
Wan Jian, Hong Mingjian, Zhao Chenqiu 1202
- Real-time robust feature-point matching algorithm
Chen Tianhua, Wang Fulong 1213
- Dark channel prior-based image dehazing with atmospheric light validation and halo elimination
Zhao Jinwei, Shen Yiyun, Liu Chunxiao, Ouyang Yi 1221

Computer Graphics

- Generation method for a centroidal capacity constrained Power diagram with fixed sites
Zheng Liping, Gao Wencan, Li Shanglin, Cao Li 1229

Medical Image Processing

- Automatic hepatic vessel segmentation algorithm in multi-phase contrast-enhanced CT
Yuan Rong, Shi Shuyue, Xie Qingguo 1238
- Virtual dual-energy subtraction method for X-ray radiographs by using regression model based on chest anatomical structure
Chen Sheng, Zhang Mingwu 1247

Remote Sensing Image Processing

- Seed extraction method for seeded region growing based on one-dimensional spectral differences
Li Xiuxia, Jing Linhai, Li Hui, Tang Yunwei, Ge Wenyan 1256

中图分类号: R734.2; R814 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2016)09-1247-09

论文引用格式: Chen S, Zhang M W. Virtual dual-energy subtraction method for X-ray radiographs by using regression model based on chest anatomical structure[J]. Journal of Image and Graphics, 2016, 21(9): 1247-1255. [陈胜, 张茗屋. 胸部解剖结构回归模型的虚拟双能量 X 线减影方法 J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(9): 1247-1255.] [DOI: 10.11834/jig.20160914]

胸部解剖结构回归模型的虚拟双能量 X 线减影方法

陈胜, 张茗屋

上海理工大学光电信息与计算机工程学院, 上海 200093

摘要: **目的** 探索从常规 X 线胸片图像中分割出骨质结构, 获取仅含软组织图像的虚拟双能量 X 线减影的方法, 旨在不增加放射剂量的条件下获取高质量的临床肺结节影像诊断效果。**方法** 首先将肺区自动划分出 8 个特定解剖结构的子区域: 左右侧肺叶的上、中、下部和左右肺门; 然后针对每个特定解剖区域, 利用从双能量设备获取的标准胸片和其对应的骨质图像对多分辨率的大规模训练人工神经网络 (MTANNs) 进行训练。训练好后, 可以利用该 ANN 处理获得该解剖结构子区域的虚拟骨质图像。融合从 8 个多分辨率 ANNs 输出的骨质图像, 融合得到一幅完整的虚拟骨质图像。接下来采用总变分最小化平滑的方法抑制虚拟骨质图像中的噪声, 且增强骨骼边缘。最后将虚拟骨质图像从原图中相减获得虚拟软组织图像。**结果** 用 110 幅含有肺结节的胸片图像对算法进行了测试, 新方法用于常规 X 线胸片所得虚拟软组织图像可有效地去除原片中骨质结构影像, 较清晰地保留肺结节和血管影像, 有利于临床肺结节的诊断。采用新方法可使肺结节的正确识别率提高到 88% (传统方法识别率为 70%)。**结论** 基于解剖结构的人工神经网络回归模型能有效地分离出骨骼, 可以广泛地应用于临床诊断, 帮助放射科医生检测出肺结节。

关键词: 回归模型; X 光胸片; 虚拟双能量; 肺结节; 解剖结构

Virtual dual-energy subtraction method for X-ray radiographs by using regression model based on chest anatomical structure

Chen Sheng, Zhang Mingwu

University of Shanghai for Science and Technology, School of Optical Electrical and Computer Engineering, Shanghai 200093, China

Abstract: Objective We explore methods of segmenting bone structure from normal chest X-ray radiographs to obtain virtual dual-energy X-ray radiographs of soft tissue. Our goal is to obtain high-quality clinical radiographs without increasing the radiation dose. **Method** Our algorithm first divides the lung field into 8 sections: upper, middle, and lower part of the left and right lateral lobe and left lung. The lung has specific anatomical structures in each section. For every section, we use standard chest radiographs and the corresponding bone image to conduct large-scale training of artificial neural networks (ANN). After training, we acquire the virtual bone image of this section with ANN, and obtain a complete image by fusing these 8 images. We use minimal total variation to suppress the noise in the image and enhance the edge of the bone. Finally, we subtract the virtual bone image from the original image to obtain the virtual soft tissue image. **Result** To test our algorithm, we use 100 radiographs with nodules. This new method can be applied to normal radiographs. After processing,

收稿日期: 2015-12-23; 修回日期: 2016-04-19

基金项目: 上海市自然科学基金项目 (13ZR1410400)

第一作者简介: 陈胜 (1976—), 男, 副教授, 2006 年于上海交通大学获模式识别与智能系统专业博士学位, 研究方向为医学图像处理与分析, 模式识别, 计算机辅助诊断。E-mail: chnshn@hotmail.com

Supported by: Shanghai Municipal Natural Science Foundation (13ZR1410400)

we obtain a virtual soft tissue image, in which the bone structure is effectively removed. The virtual soft tissue can preserve lung nodules and blood vessels, and is helpful for diagnosing pulmonary nodules. Our novel method can improve lung nodule recognition rate to 88% (traditional rate is 70%). **Conclusion** Based on anatomical structures, artificial neural networks and regression models can effectively isolate bones. This method can be widely applied in clinical diagnosis, to help radiologists detect lung nodules.

Key words: regression model; chest X-ray radiography; virtual dual-energy; lung nodules; anatomical structure

0 引言

胸部疾病的患病率一直在持续增长。据统计,每年全世界有超过 9 000 000 人因为胸部疾病而死亡^[1]。胸部 X 线摄影是目前最常用的影像学诊断技术,可用于识别胸部疾病如肺癌、肺结核、肺炎、尘肺、肺气肿。它是最经济、最常见并且放射剂量适中的诊断工具,可以揭示某些未知的病理变化^[2]。

虽然医学上广泛地运用胸片来诊断肺结节,但是在胸片上肺结节出现假阳性的比率还是很高的。研究表明,胸片中高达 30% 的肺结节会被放射科医生漏诊,其中 82%~95% 的漏诊结节是被叠加的肋骨或者锁骨所遮挡^[3-4]。然而,在结合了双能量减影技术的软组织图像上就能清晰地看到这些漏诊的结节^[5]。Kido 等人^[6-7]提出了一种基于单次曝光的双能量计算机 X 线摄影技术。双能量减影技术^[8-10]是用两次不同能量的曝光参数,将软组织从胸片中分离出来。这种技术将会产生不含骨骼的软组织图像,有助于医生诊断,但是受到双能量设备普及程度以及两倍标准放射剂量的影响,也只能在部分医院使用双能量 X 线摄影系统。

Suzuki 等人^[11-12]首先提出了通过训练多分辨率的大规模人工神经网络(MTANN)从胸片中分离骨骼来得到软组织图像,该方法是一种基于像素的机器学习^[13],是基于人工神经回归网络的高度非线性滤波。将双能量影像用于训练多分辨率的人工神经网络,一旦训练完毕,将不再需要双能量影像。由 12 个放射科医生组成的观察者性能研究实验证明,在探测肺结节的方法中,使用 MTANN 的骨质结构的抑制方法明显地改善了肺结节的诊断性能^[14]。Ahmed 等人^[15]提出了一种基于独立分量分析的技术来抑制后面的肋骨和锁骨,这可以增强结节的清晰度,从而有助于放射科医生的诊断。Loog 等人^[16]提出了一种有监督的滤波器学习技术来抑制肋骨。

该过程基于 k-最近邻回归,它从一系列训练的双能量影像以及相应的减影图像中获得信息,并且用这些信息从最初的标准图像中重建出软组织图像。MTANN^[11-12]能够从胸片中分离出软组织图像,但是,肋骨边缘和接近肺壁的肋骨以及锁骨不能有效被抑制。

本文目的就是从胸片图像中分离出肋骨、锁骨等骨质结构。为此,提出了一种基于解剖结构的人工神经网络的方法,利用解剖模型从多个特定的解剖结构来训练大规模人工神经网络并自动分割输出图像,从而形成虚拟双能量(VDE)复合骨骼图像。为了保证每一组 MTANN 输出的图像能有相同的对比度与密度,在训练的时候采用了直方图匹配的方法。在用胸片图像减去相应的 VDE 骨骼图像从而获得 VDE 软组织图像之前,采用了总变分最小化平滑的方法来确保肋骨边缘不被损坏。最后还将新提出的这种 MTANNs 方法与 Suzuki 的传统 MTANNs 方法^[11](下文称其为传统方法)进行比较。

1 方法

1.1 胸片图像数据库

采用的数据库由 119 幅 X 胸片组成,包括 118 例有肺结节的异常胸片和 1 例没有肺结节的正常胸片。文中选取了正常的胸片和其中的 8 例异常胸片作训练,剩下的胸片进行测试。胸部影像的大小为 1 760 × 1 760 像素。胸片中结节的存在性均已由 CT 证实,大部分的结节在肋骨和/或锁骨重叠处。

1.2 基于解剖结构的人工神经网络

为了能够抑制骨骼,MTANN^[17]采用了线性输出多尺度 ANN 的回归模型,它可以直接对像素数据进行操作,输出处理后的像素值^[18]。这个模型采用线性函数代替 S 型函数作为输出层的激励函数。使用线性函数是因为当人工神经网络将线性函数应用于连续映射的值的图像处理中,它的性能会得到显

著的提高^[19-20]。其他的机器学习回归模型也能被用于 MTANN 框架(也叫做基于像素的机器学习)中,如支持向量回归机和非线性高斯处理回归模型^[20],输出为连续值。

为了分割出骨骼,将标准的胸片图像按像素分成大量重叠的子区域。从训练图像中提取的单个像素相当于输入子区域,作为训练值。通过大量子区域和对应骨质图像的像素值训练线性输出的 ANN。一旦 ANN 训练好后,模型将不再需要骨质图像。用训练好后的 ANN 处理其他标准胸片,输出虚拟的骨质图像。MTANN 的输出是连续的灰度值,与子区域中心点的像素有关,其表达式为

$$o(x, y) = ML\{I(x-i, y-j) | (i, j) \in \mathbf{R}\} \quad (1)$$

式中, $ML(\cdot)$ 是回归模型的输出,其输出值作为子区域中心点新的像素值。 $I(x, y)$ 是输入图像的像素值。训练 ANN 时,最小化的误差可表示为

$$E = \frac{1}{P} \sum_c \sum_{(x, y) \in R_T} \{T_c(x, y) - O_c(x, y)\}^2 \quad (2)$$

式中, c 是训练的样本数, O_c 是第 c 个样本的输出值, T_c 是第 c 个样本的学习值, P 是训练区域中像素的总数目。

胸片中,不同位置的骨头方向、宽度、对比度等也不同,由于单个 MTANN 性能有限,为了提高 MTANN 抑制不同位置的骨骼的性能,对单个 MTANN 进行了扩展,用 8 组 MTANN 对特定解剖结构的骨骼进行抑制,如图 1(a) 所示。对于每个特定解剖结构,采用正常的图像样本与在对应解剖结构区域含有节结的图像样本对 MTANN 进行训练。本文将肺区分为 8 个部分:左侧肋骨和锁骨的左侧上部区域、肺门的左肺门区域、肺区中间骨头的左侧中间区域、肺下叶区域肋骨的左侧下部区域、右侧肋骨和锁骨的右侧上部区域、肺门区域骨头的右肺门区域、肺区中间骨头的右侧中间区域以及肺下叶区域肋骨的右侧下部区域。对于每个特定解剖结构的 MTANN,用其对应的分割图像提取训练样本。

训练完成后,用训练好后的每个特定解剖结构的 MTANN 处理其他胸片图像,输出为各个解剖结构对应区域的骨质图像。如图 2 所示,MTANN 1 输出左侧上部有锁骨的肺部区域,MTANN 2 输出左肺门区域等。

然后将 8 个区域的骨质图像按照 8 个解剖分区的模板合成一幅完整的虚拟双能量骨头图像。为了

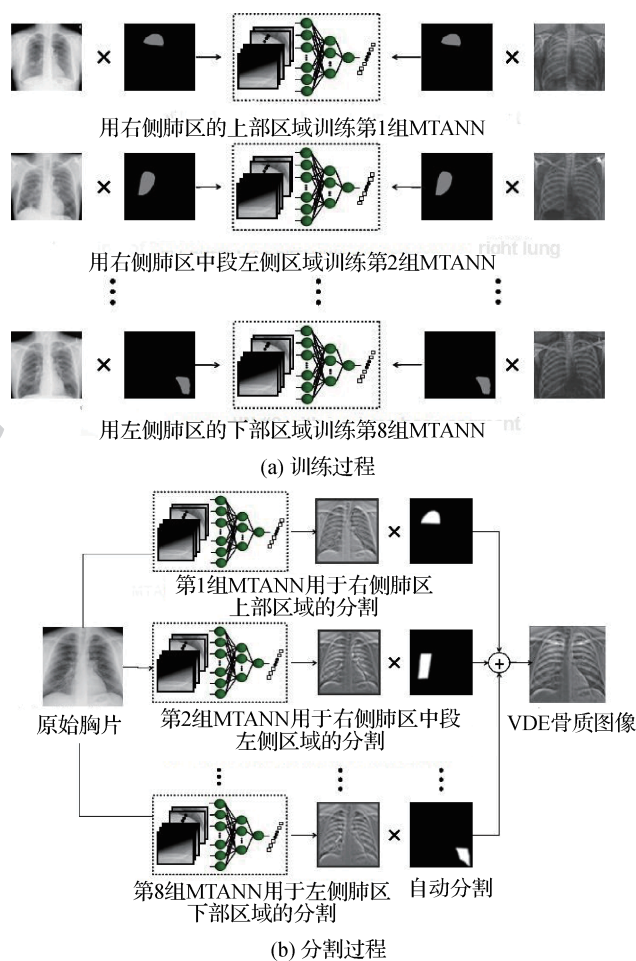


图1 特定解剖结构的多个大规模训练人工神经网络模型的结构

Fig. 1 Architecture and training of new anatomically specific MTANNs ((a) training phase; (b) execution phase)

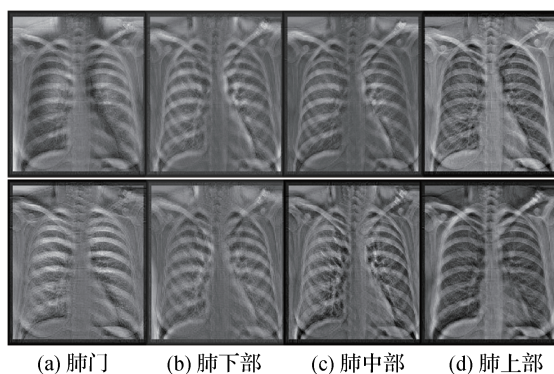


图2 特定解剖结构的 MTANN 训练后的输出图像

Fig. 2 Output bone images of the trained anatomically specific anatomical MTANNs ((a) the hilar region; (b) the lower region; (c) the middle region; (d) the upper region)

使得混合的子图像边缘更加平滑,采用高斯滤波器对分割模板进行平滑,即

$$f_b(x, y) = \sum_{i=1}^8 O_i(x, y) * f_G[M_i(x, y)] \quad (3)$$

式中, $f_b(x, y)$ 是合成的骨头图像, O_i 是第 i 个 ANN, f_G 是高斯滤波器, M_i 是第 i 个解剖结构模板。

1.3 训练解剖结构分区的人工神经网络

为了使每一组 ANN 输出的图像在亮度 and 对比度方面保持一致, 采用 1 个正常的胸片图像来训练 8 个不同肺区的 ANN。同时为了在抑制骨质结构时, 保证结节的对比度不发生改变, 采用有结节的图像来训练解剖结构分区的 ANN。在一幅胸片中, 每个解剖结构区域都存在一个肺结节的情况几乎是不可能的, 所以采用 8 幅含有不同结节的图像来训练基于各个特定解剖结构的 ANN。

为了对每个肺分区的特征进行训练, 每个分区随机的提取了 10 000 组训练样本: 5 000 个正常样本图像, 5 000 个含有结节的样本图像。采用 3 层的 ANN, 输入层、隐含层以及输出层的单元数量分别为 81、20 和 1。一旦 ANN 训练完毕, 就不再需要双能量成像系统。训练后的 ANN 可以用于标准胸片的骨头抑制, 即“虚拟双能量”技术。相比与双能量成像技术, VDE 的优势在于不再需要用特殊的设备来产生双能量图像, 并且不会增加患者的辐射剂量。

1.4 解剖结构分区的自动分割

为了将训练好后的 ANNs 自动地用于图像的骨质结构抑制, 需要自动分割胸片肺区中各解剖结构。因为每个解剖结构的 ANN 所对应的分区在所有的分区中信噪比是最高的, 如图 2 所示。自动合并所有的分区将产生一幅完整的虚拟骨质图像, 它的信噪比要高于所有的单个分区。

为了确定 8 个解剖结构的分区, 提出了一种基于活动形状模型^[21] (ASMs) 的自动解剖结构的分割方法。采用一种适用于每个分区的多分区 ASMs^[22-23] (M-ASM) 将肺区自动分割, 如图 3 所示。由于传统的 ASM 方法中节点沿着整个肺的边缘均匀分布, 这样有些曲率很大的部分就无法适应。本文方法通过修正在特殊结构边界的节点 (即移动地标) 来对模型进行了改进。移动地标可以识别从一种边界类型 (如肺野与心脏的边界) 到另一种边界类型 (如心脏与膈的边界) 的改变。这样就可以对肺区边界进行了多处分段并且每个分区对应了一种特有的边界类型 (如心、主动脉、胸腔、隔膜等)。特定节点的 ASM 对于每个分区边界采用固定数量的

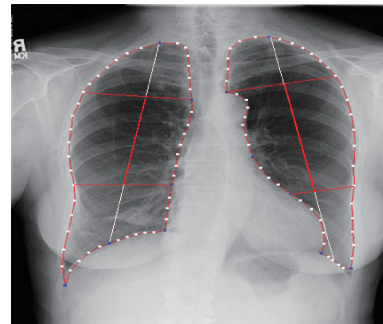


图3 M-ASM 自动分割的结果

Fig. 3 Results of M-ASM automatic segmentation

节点并且等距分布。对整个肺边界采用了 50 个节点的非等距分布的 M-ASM, 每个分区边界都分配固定数量的节点, 并沿着边界等距分布。图 3 中, 无论实际肺区边界如何分布, 每幅图像中左肺野与心脏之间的边界包含了 11 个点。这使得节点可以适应特定分区的边界而不是整个肺区, 从而显著提高分割的准确程度。在训练图像中, 每段分区中节点在空间上的相对关系将会被学习, 以形成了形状模型。这些节点可形成向量 x 并投射到主分量形状空间, 即

$$b = V^T(x - \bar{x}) \quad (4)$$

式中, $V = [V_1, V_2, V_3, \dots, V_m]$ 是前 m 个特征向量的协方差矩阵, $b = [b_1, b_2, b_3, \dots, b_m]^T$ 是主要数轴形状系数的矢量。形状系数取值范围为 $\pm m \sqrt{\lambda_i}$, 且只产生唯一的合理的形状并投射回节点坐标, 表示为

$$x = \bar{x} + Vb \quad (5)$$

m 通常取值为 $2 \sim 3$ ^[24], 实验中将其设置为 2.5。

肺部分割后, 通过边界类型和标记将它们自动分割为 8 个解剖学分区。文中使用标记点, 可获得上部区域, 下部区域和肺门区域, 如图 3 所示。由多个 ANN 输出的 8 幅分区的骨质图像组成 1 幅完整的 VDE 骨头图像, 即

$$f_b(x, y) = \sum_{i=1}^8 f_b^i(x, y) * m_b^i(x, y) \quad (6)$$

式中, $f_b^i(x, y)$ 是第 i 个 ANN 的输出图像, $m_b^i(x, y)$ 是第 i 个 ANN 的分割模板。分割模板经过高斯滤波器平滑后不同分区间的不连续性在合并后就消失了。

1.5 虚拟软组织图像的生成

在获取了 VDE 骨图像之后 (如图 4), 骨骼图像含有大量噪声信息, 在将其与原图相减获得软组织

图像之前,需要对其进行平滑去噪处理。引入能够保留骨骼图像边缘信息的总变分最小化方法平滑骨骼图像,最终生成虚拟软组织图像。

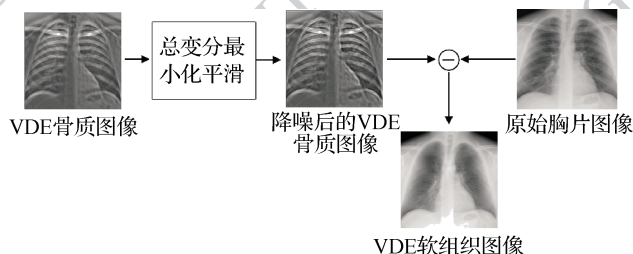


图4 从骨骼图像中获取软组织图像的方法

Fig.4 Method for obtaining a soft-tissue image from a bone image

通过与原始图像进行去除法处理获得软组织图像。在分割骨骼后,采用高斯滤波用于平滑分割区域的边缘,产生的图像为掩膜图像 $m(x, y)$,掩膜图像的标准值域为 $[0, 1]$ 。

为了抑制标准胸片中的肋骨等结构,需要在原图的肺区 $m(x, y)$ 中减去用多尺度 MTANN 产生的虚拟骨质图像,即

$$f_s(x, y) = g(x, y) - w_c \times f_b(x, y) \times m(x, y) \quad (7)$$

式中, w_c 是决定肋骨对比度的权重变量。通过改变 w_c , 可以获得不同肋骨对比度的虚拟软组织胸片。

VDE 骨图像中存在噪声,使用高斯滤波的方法虽然可以滤掉 VDE 骨头图像中的噪声,但也可能模糊骨头的边缘。提出一种总变分(TV)最小化噪声去除方法,TV 最小化问题第一次是被 Rudin 用来进行图像的滤波^[25]。该方法可以在滤除 VDE 骨头图像的噪声的同时保留骨头的边缘信息(如图4),这是因为 TV 准则的分段滤波标准属性。假设 VDE 骨头图像的噪声为高斯白噪声,即

$$z(x, y) = u(x, y) + \eta(x, y) \quad (8)$$

式中, $u(x, y)$ 是未知的 2 维分段连续函数,它表示原始无噪声图像, $z(x, y)$ 是 $u(x, y)$ 的噪声图像, $\eta(x, y)$ 是高斯白噪声。传统的噪声抑制使用的是 Wiener 滤波,它是将能量函数最小化,即

$$T(u) = \frac{1}{2} \|u - z\|^2 + aJ(u) \quad (9)$$

J 的常见值为

$$J(u) = \int u^2 dx \quad (10)$$

但当 u 不连续时,式(9)常会使图像产生模糊

以及假震荡。

因此,考虑非线性的 TV 能量函数

$$J_{TV}(u) = \int_{\Omega} |\nabla u| dx \quad (11)$$

式中, ∇u 表示 u 的梯度, $\nabla u = \left(\frac{\partial u}{\partial x}, \frac{\partial u}{\partial y} \right)$, 并且不求 u 连续。

但是, Euclidean 准则在 0 处是不可导的。为了避免不可导引起的麻烦,将式(11)修改为

$$J_{\beta}(u) = \int_{\Omega} \sqrt{|\nabla u| + \beta^2} dx$$

最后简化的能量函数为

$$T(u) = \frac{1}{2} \|u - z\|^2 + a \int_{\Omega} \sqrt{|\nabla u| + \beta^2} dx \quad (12)$$

将欧拉—拉格朗日等式与式(12)合并可得到一个椭圆型偏微分方程等式,即

$$u + \alpha L(u)u = z, x \in \Omega$$

$$\frac{\partial u}{\partial n} = 0, x \in \partial\Omega \quad (13)$$

式中, $L(u)$ 是微分算子, u 的计算公式为

$$L(u)u = - \nabla \left(\frac{1}{\sqrt{|\nabla u| + \beta^2}} \nabla u \right) \quad (14)$$

通过式(14)可以发现,当梯度强度增加时,滤波能力就会降低,到达边缘时停止滤波。

为了解决 TV 最小化的问题,有很多标准的数字优化技术,如共轭梯度法,但这些标准方法不能很好的解决骨头边缘被模糊的问题。采用非线性多网格方法来处理这个问题。与传统方法不同,多网格算法可以解决含可变系数的非线性椭圆型偏微分方程问题,并且只需求解粗网格上的方程,而不会降低处理的效率。

假设将式(13)离散到一个均匀的网格大小为 h 的网格上,即

$$T_h(u_h) = z_h = u_h + \alpha L_h(u_h)u_h \quad (15)$$

以 $\tilde{u}_h$ 表示某些近似解和式(15)的确定解。更正为 $v_h = u_h - \tilde{u}_h$, 则

$$T_h(\tilde{u}_h + v_h) - T_h(\tilde{u}_h) = f_h - T_h(\tilde{u}_h) = -d_h \quad (16)$$

现在构造一个网格大小为 H (通常取 $H = 2h$) 的粗网格 T_h 近似值 T_H 。剩余等式(16)近似为

$$T_H(u_H) - T_H(\tilde{u}_H) = -d_H \quad (17)$$

因为 T_H 有更小的维数,则该等式将更容易求解。为了定义粗网格上的 $\tilde{u}_H$ 和 d_H ,需要给粗网格一个约束参数 H 来约束 $\tilde{u}_H$ 和 d_H ,也就是在粗网格上求解

$$T_H(u_H) = T_H(R\tilde{u}_H) - Rd_H \quad (18)$$

然后将粗网格更改为 $\tilde{v}_H = u_H - R\tilde{u}_H$,有了粗网格 $\tilde{v}_H$ 的解之后,需要一个延伸参数 P 将更正值插入到细网格中,得到 $\tilde{v}_h = P\tilde{v}_H$ 。因此得

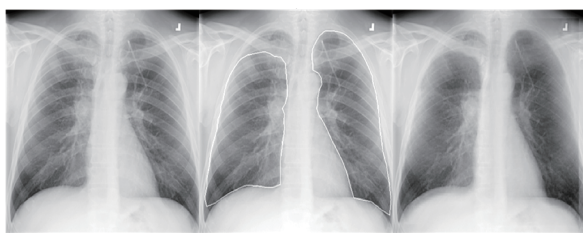
$$\tilde{u}_h^{\text{new}} = \tilde{u}_h + P\tilde{v}_H \quad (19)$$

式中, $\tilde{u}_h^{\text{new}}$ 是当前多网格尺度上,修正后的解。

2 实验结果

2.1 肺区分割

肺区的分割对于骨骼的抑制特别重要,不精确的分割会使得胸片图像中解剖结构的区域和特定解剖结构的 ANN 所训练的解剖结构子区域不对应,这会导致 VDE 软组织图像中的骨骼结构不能受到很好地抑制。图 5 就是一个肺野分割不精确导致骨骼分割失败的案例。从图 5 中可以看到,虽然有些骨头被抑制了但是锁骨还是存在。当把肺野手动地分解成 8 个解剖段时,对锁骨的抑制效果要比自动分割好得多。



(a) 原始标准胸片 (b) 肺野分割的区域 (c) 骨骼抑制后,右锁骨没有被抑制

图 5 分割不完整导致骨骼抑制失败

Fig. 5 Illustration of incomplete suppression caused by a lung segmentation failure ((a) an original image; (b) lung field segmentation; (c) bone suppression within the segmented lung fields, the right clavicle in (c) is not suppressed)

选取了 93 幅正常的胸片图像用来训练 M-ASM。使用重叠度 Ω 来计算分割的精度,即

$$\Omega = \frac{TP_{\text{seg}}}{TP_{\text{seg}} + FP_{\text{seg}} + FN_{\text{seg}}} \quad (20)$$

式中, TP_{seg} 是正确划分的肺野区域, FP_{seg} 是错误划分的肺野区域, FN_{seg} 是错误划分的背景。实验中采

用的 118 个正常的胸片图像,由于并没有真实的肺野与 M-ASM 分割的结果作比较,所以只给出了可视化的分割结果的评估。其中有 10 例的分割结果不是很理想,这是因为在训练 M-ASM 时,选取的正常的胸片图像都是从胶片中获取的数字化影像,但是这些数字 X 线光片是从 CR 设备中获取的。肺的分割性能在以后的工作中还有待改善。

2.2 VDE 骨骼图像的平滑

采用不同的方法来平滑 VDE 骨骼图像,通过平滑结果的对比来证明 TV 最小化平滑方法的有效性。图 6(d) 中肋骨的边缘和骨骼的结构都消失了,而图 6(c) 中是经过高斯平滑处理的结果,其肋骨边缘与骨骼结构可看得非常清楚。

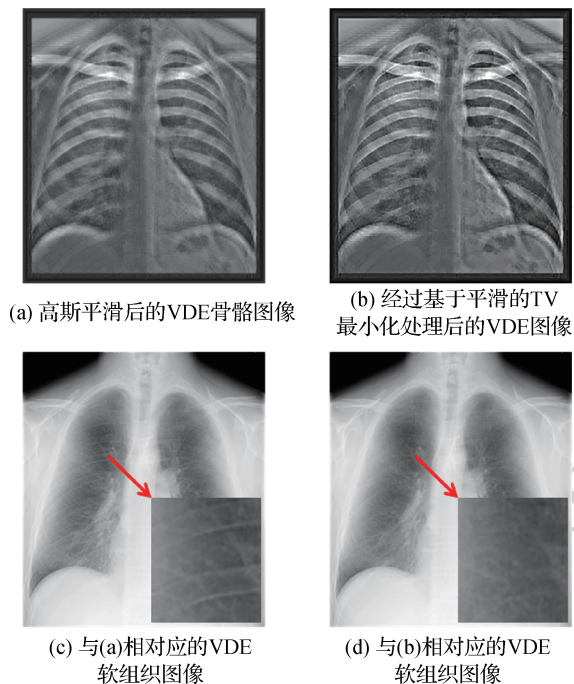


图 6 使用特定解剖结构的 ANN 处理后的图像

Fig. 6 Illustration of images which all by use of the anatomically specific multiple MTANNs((a) a VDE bone image with Gaussian smoothing; (b) a VDE bone image with TV-minimization-based smoothing; (c) a VDE soft-tissue image corresponding to (a); (d) a VDE soft-tissue image corresponding to (b))

实验中改善处理的 VDE 骨骼图像所选用的平滑参数比原始的 VDE 骨骼图像的平滑参数要大。这是考虑了经过改善的骨骼抑制方法,每一组特定解剖结构的 ANN 只需要用一种简单的模式处理一个解剖段就行。这样能得到高于整个肺野的信噪比。从原始的没有经过平滑处理的胸片图像中分别

减去原始的 VDE 骨骼图像和处理后的 VDE 骨骼图像,得到的软组织图像中,处理过的 VDE 软组织图像效果要优于原始的 VDE 软组织图像。

相比于高斯平滑的方法,TV 最小化的处理时间只有 1 s,因为它使用了多梯度算法。

2.3 评估

使用 110 个含有结节的胸片图像对提出的基于解剖结构的回归模型进行了测试。采用绝对误差对胸片图像中骨骼的抑制性能进行了定量评估,即

$$E_N = \frac{\sum_{x,y \in R_L} |b(x,y) - f_b(x,y)|}{N_L(b_{\max} - b_{\min})} \quad (21)$$

式中, $f_b(x,y)$ 是 VDE 骨骼图像, $b(x,y)$ 是对应的双能量图像, R_L 是肺区域, N_L 是区域中像素的数目,

$b_{\max}$ 和 $b_{\min}$ 分别为双能量骨骼图像肺区 R_L 中的最大值和最小值。这 110 幅胸片的平均绝对误差为 0.072,标准差为 0.012。

图 7 第 1 行展示的是正常胸片中骨骼抑制的效果,和传统 MTANN 获得的 VDE 软组织相比,本文方法中肋骨边缘、锁骨以及近肺壁侧肋骨可以得到很好的抑制,同时也能保证软组织如血管的可见性。其 E_N 值为 0.031。

图 7 第 2 行所示的胸片图像中,结节不仅被肋骨所遮挡还靠近肺壁。在传统的方法中,靠近肺壁的肋骨分割的都不是很成功,并且此区域中结节的对比度和原始的胸片非常相近。采用新提出的方法,在抑制结节周围肋骨的同时结节也可以得到保留,而且保留的结节比原始胸片中的结节要清楚的

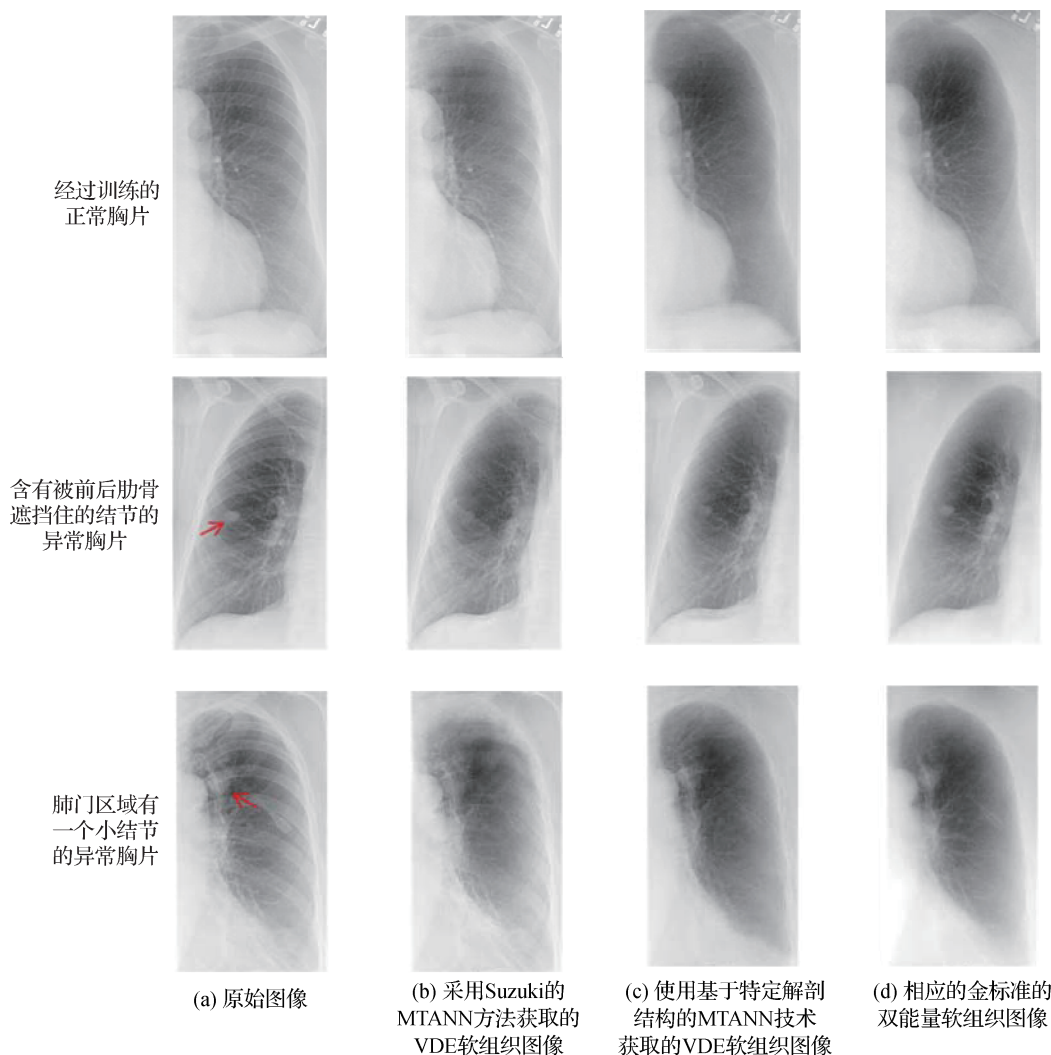


图 7 实验结果

Fig. 7 Experimental result ((a) original chest images; (b) a VDE soft-tissue image obtain by use of our new MTANN technique; (c) a VDE soft-tissue image obtained by use of our new MTANN technique; (d) the corresponding gold-standard dual-energy soft-tissue image)

多,其 E_N 值为 0.050。

图 7 第 3 行的胸片图像中,结节位于肺门区,其 E_N 值为 0.029。相比于方法中出现的肺结节的消失和边界的模糊,本文方法能很好地保留结节的对比度和形状。

3 讨 论

本文中所有的结果都采用相同的参数实现,同时也能对不同曝光设置下获取的胸片图像使用不同的参数来优化骨骼的抑制效果。

虽然在训练阶段使用了一致性处理来保证每一个解剖段 MTANN 的输出图像在骨骼抑制阶段能保持统一,但是在某些情况下由于骨骼的对比度和密度不同,这使得不同的解剖段的输出仍然存在差异,因为骨骼的对比度和密度相对训练的图像变化更大,导致在某些解剖段分区中骨骼不会被抑制。

用于去除骨骼的滤波器是严重非线性的图像处理技术。基于 k-最近邻回归的有监督滤波器学习技术在肋骨抑制效果上差于神经网络。而且引入了基于各项异性平滑的方法进一步优化骨骼去除的效果。

使用 M-ASM 分割方法最大的优势在于可以知道每个点所属的边界类型以及分割轮廓中的转化点。根据这些点就能将肺野自动地分割成基于解剖结构的肺段。这对于抑制自动分割的不同解剖结构肺段的骨骼会很有用。

假设 VDE 骨骼图像中的噪声为高斯噪声,采用 TV 模型能解决图像重建阶段出现的基本问题,并且 TV 模型要优于其他模型。

在传统的 MTANN 方法中,只有背面的肋骨会出现在 VDE 骨骼图像中。采用基于解剖结构的人工神经网络分割胸片骨骼的方法,在 VDE 骨骼图像中也能看到前面的肋骨。胸片图像中,前面的肋骨常常是靠近肺壁,比较难分割,因此本文方法具有重要意义。

尽管在训练特定解剖结构的 MTANN 时使用了 9 幅胸片图像(1 幅正常不含结节的胸片图像和 8 幅异常含结节的胸片图像),只有 1 幅正常的胸片图像和含 1 个结节的胸片图像被用于每个解剖段,然而,ANN 要在没有训练的情况下产生可靠的结果,MTANN 更为健壮,它能阻止大量胸片图像在训

练过程中产生的变化。

MTANN 的使用仅仅只要软件支持,所以可将它用于现有的工作站。虽然在文中使用了基于平滑的 TV 最小化方法,但是由于采用了多重网格求解的方法,从胸片中创建 VDE 软组织图像和 VDE 骨骼图像的处理时间还是很短的,例如,在一个 PC 工作站(CPU: 英特尔奔腾 IV, 3.2 GHz)上,只需要 1.63 s。而且将正确识别率从 70% 提高到 88%。

大多数软组织中精细的结构,如小的血管,都是从 VDE 软组织图像中获得的。而肺间质疾病的特点是结构精细,所以这些图像可用于肺间质疾病的检测评估。

4 结 论

给出一个用来分割胸片图像中骨骼结构的基于解剖结构的人工神经网络的方法。采用提出的方法,可对肋骨边缘、近肺壁侧肋骨以及锁骨进行抑制,而且也能获取肺结节等软组织以及血管,其效果要远远优于传统的 MTANN 技术。有效地改善了临床和计算机诊断的准确性和效率。因此,在检测胸片图像中的肺结节时,这种技术方案对放射科医生会大有帮助。本文方法的实验数据还不够多,所以丰富图像数据库来进行神经网络的训练是下一步继续努力的方向,由此可提出更加精确和更加实用的胸部解剖结构回归模型的剪影方法。

参考文献 (References)

- [1] Murray C J L, Lopez A D. Mortality by cause for eight regions of the world: global burden of disease study [J]. The Lancet, 1997, 349 (9061): 1269-1276. [DOI: 10.1016/S0140-6736(96)07493-4]
- [2] Holleb A I, Fink D J, Murphy G P. American Cancer Society Textbook of Clinical Oncology [M]. New York: American Cancer Society, 1991.
- [3] Austin J H, Romney B M, Goldsmith L S. Missed bronchogenic carcinoma: radiographic findings in 27 patients with a potentially resectable lesion evident in retrospect [J]. Radiology, 1992, 182(1): 115-122. [DOI: 10.1148/radiology.182.1.1727272]
- [4] Shah P K, Austin J H M, White C S, et al. Missed non-small cell lung cancer: radiographic findings of potentially resectable lesions evident only in retrospect [J]. Radiology, 2003,

- 226(1): 235-241. [DOI: 10.1148/radiol.2261011924]
- [5] Li F, Engelmann R, Doi K, et al. Improved detection of small lung cancers with dual-energy subtraction chest radiography[J]. American Journal of Roentgenology, 2008, 190(4): 886-891. [DOI: 10.2214/AJR.07.2875]
- [6] Kido S, Kuriyama K, Kuroda C, et al. Detection of simulated pulmonary nodules by single-exposure dual-energy computed radiography of the chest: effect of a computer-aided diagnosis system (Part 2)[J]. European Journal of Radiology, 2002, 44(3): 205-209. [DOI: 10.1016/S0720-048X(02)00269-3]
- [7] Kido S, Nakamura H, Ito W, et al. Computerized detection of pulmonary nodules by single-exposure dual-energy computed radiography of the chest (part 1)[J]. European Journal of Radiology, 2002, 44(3): 198-204. [DOI: 10.1016/S0720-048X(02)00268-1]
- [8] Luo Q, Zhang G H. Clinical evaluation of pulmonary nodules and Calcification in nodules with dual-energy subtraction digital radiography[J]. Journal of Practical Radiology, 2006, 22(1): 30-32. [罗清, 张国华. 数字化双能量减影技术在胸部肺结节及结节内钙化诊断中的应用价值[J]. 实用放射学杂志, 2006, 22(1): 30-32. [DOI: 10.3969/j.issn.1002-1671.2006.01.009]
- [9] Glocker R, Frohnmayer W. Über die röntgenspektroskopische bestimmung des gewichtsanteiles eines elementes in gemengen und verbindungen[J]. Annalen der Physik, 1925, 381(4): 369-395. [DOI: 10.1002/andp.19253810403]
- [10] Jacobson B, Mackay R S. Radiological contrast enhancing methods[J]. Advances in Biological and Medical Physics, 1959, 6: 201-261. [DOI: 10.1016/B978-1-4832-3112-9.50010-4]
- [11] Suzuki K, Abe H, MacMahon H, et al. Image-processing technique for suppressing ribs in chest radiographs by means of massive training artificial neural network[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2006, 25(4): 406-416. [DOI: 10.1109/TMI.2006.871549]
- [12] Suzuki K, Abe H, Li F, et al. Suppression of the contrast of ribs in chest radiographs by means of massive training artificial neural network [C]//Proceedings of SPIE 5370, Medical Imaging 2004: Image Processing. San Diego, CA: SPIE, 2004. [DOI: 10.1117/12.536436]
- [13] Suzuki K. Pixel-based machine learning in medical imaging[J]. International Journal of Biomedical Imaging, 2012, 2012: #792079. [DOI: 10.1155/2012/792079]
- [14] Oda S, Awai K, Suzuki K, et al. Performance of radiologists in detection of small pulmonary nodules on chest radiographs: effect of rib suppression with a massive-training artificial neural network [J]. American Journal of Roentgenology, 2009, 193(5): W397-W402. [DOI: 10.2214/AJR.09.2431]
- [15] Ahmed B, Rasheed T, Khan M A U, et al. Rib suppression for enhancing frontal chest radiographs using independent component analysis[C]//Proceedings of the 8th International Conference. Berlin Heidelberg: Springer, 2007: 300-308. [DOI: 10.1007/978-3-540-71629-7_34]
- [16] Loog M, van Ginneken B, Schilham A M R. Filter learning: application to suppression of bony structures from chest radiographs [J]. Medical Image Analysis, 2006, 10(6): 826-840. [DOI: 10.1016/j.media.2006.06.002]
- [17] Suzuki K, Armato III S G, Li F, et al. Massive training artificial neural network (MTANN) for reduction of false positives in computerized detection of lung nodules in low-dose computed tomography[J]. Medical Physics, 2003, 30(7): #1602. [DOI: 10.1118/1.1580485]
- [18] Suzuki K, Horiba I, Ikegaya K, et al. Recognition of coronary arterial stenosis using neural network on DSA system[J]. Systems and Computers in Japan, 1995, 26(8): 66-74. [DOI: 10.1002/scj.4690260807]
- [19] Suzuki K, Horiba I, Sugie N. Neural edge enhancer for supervised edge enhancement from noisy images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(12): 1582-1596. [DOI: 10.1109/TPAMI.2003.1254151]
- [20] Xu J W, Suzuki K. Massive-training support vector regression and Gaussian process for false-positive reduction in computer-aided detection of polyps in CT colonography[J]. Medical Physics, 2011, 38(4): #1888. [DOI: 10.1118/1.3562898]
- [21] Van Ginneken B, Stegmann M B, Loog M. Segmentation of anatomical structures in chest radiographs using supervised methods: a comparative study on a public database [J]. Medical Image Analysis, 2006, 10(1): 19-40. [DOI: 10.1016/j.media.2005.02.002]
- [22] Chen S, Suzuki K, MacMahon H. Development and evaluation of a computer-aided diagnostic scheme for lung nodule detection in chest radiographs by means of two-stage nodule enhancement with support vector classification [J]. Medical Physics, 2011, 38(4): 1844-1858. [DOI: 10.1118/1.3561504]
- [23] Chen S, Suzuki K. Computerized detection of lung nodules by means of "virtual dual-energy" radiography[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2013, 60(2): 369-378. [DOI: 10.1109/TBME.2012.2226583]
- [24] van Ginneken B, Frangi A F, Staal J J, et al. Active shape model segmentation with optimal features[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002, 21(8): 924-933. [DOI: 10.1109/TMI.2002.803121]
- [25] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1992, 60(1-4): 259-268. [DOI: 10.1016/0167-2789(92)90242-F]