

· 综述 · doi:10.3969/j.issn.1671-8348.2017.06.039

## 基于 CT 影像的肺结节计算机辅助检测技术进展\*

谷 宇<sup>1,2</sup>, 吕晓琪<sup>1,2△</sup>, 杨立东<sup>2</sup>, 赵建峰<sup>2</sup>, 喻大华<sup>2</sup>, 任国印<sup>2</sup>, 李 刚<sup>2</sup>综述, 赵 璞<sup>2</sup>审校(1. 上海大学计算机工程与科学学院 200444; 2. 内蒙古科技大学信息工程学院/  
内蒙古自治区模式识别与智能图像处理重点实验室, 内蒙古包头 014010)

[关键词] 体层摄影术, X 射线计算机; 硬币病变, 肺; 图像处理, 计算机辅助; 综述

[中图分类号] TP391 [文献标识码] A [文章编号] 1671-8348(2017)06-0839-04

2016 年 2 月, 国际著名癌症期刊 Cancer Letters 发表中国国家癌症中心陈万青教授团队的文章, 该文章是我国癌症现患数据的首次发布。结果显示, 2011—2016 年, 5 年内诊断为肺癌且仍存活的肺癌患者占 88.41 万, 仅次于乳腺癌(102.46 万)、结直肠癌(89.78 万), 肺癌 5 年患病比率分别为男性 84.6/10 万, 女性 45.6/10 万, 呈现上升趋势<sup>[1]</sup>。我国的肺癌 5 年存活率较低, 只有 15.4%。如果肺癌能在早期被诊断和治疗, 其 5 年生存率将上升至 49%。因此, 早期筛查、早期发现、早期诊断、积极预防才能取得较好的肺癌防治效果。

随着 CT 技术的进步, 低剂量 CT(low dose CT, LDCT) 以较胸片计算机 X 射线摄影(CR)敏感, 较常规 CT 辐射剂量低, 并且肺部组织特点(含气量多、密度较低)适合低剂量成像等优势成为肺癌早期筛查的首选<sup>[2]</sup>。在 LDCT 早期筛查中, 肺癌在 CT 上主要表现为肺结节。根据 Fleischner 学会的定义, 肺结节是最大直径不超过 3 cm、球型、不透明、有较好边界的病灶<sup>[3]</sup>。由于 CT 影像数据量大, 医生容易因诊断疲劳等因素导致肺结节的漏检。针对这种情况, 随着计算机辅助检测(computer aided detection, CAD)技术的迅速发展及广泛应用, 医生可以在肺结节计算机辅助检测技术的帮助下减少肺结节的漏检, 缓解医生的压力, 提高诊断的效率和准确率。本文针对基于 CT 影像的计算机辅助检测技术, 就国内外技术研究进展和趋势进行综述。

## 1 肺结节公共数据库

在肺结节辅助诊断技术研究中, 部分国内外研究者同协作医院合作, 获取相关 CT 肺部图像序列集, 开展研究工作。虽然协作医院的数据库能够很好地支持算法的研究工作, 但是协作医院的数据库并不对其他研究者开放, 且不同研究者采用的数据库中肺结节的数目、大小、形态不同, 图像的质量差异也很大, 因此不利于 CAD 算法可重复性研究和不同算法的性能比较。为了解决上述问题, 为 CAD 算法研究人员提供方便, 先后有不同的国际组织建立了各自的公共数据库, 其中 CT 模态公共数据库有: (1) LIDC 数据库<sup>[4]</sup>; (2) ELCAP 数据库<sup>[5]</sup>; (3) ANODE 09 数据库<sup>[6]</sup>。

## 2 肺结节辅助检测

肺结节 CAD 技术, 总体流程包括: 图像预处理、肺实质分割、候选肺结节提取、假阳性结节去除、结节检测性能分析。其

中肺实质分割、候选肺结节提取、假阳肺结节去除是 CAD 技术系统的核心功能。图像预处理的目的是去除图像采集过程中产生的噪声和图像增强预处理操作; 肺实质分割目的是去除图像中的骨骼、纵隔、心脏等其他非肺组织部分; 提取候选肺结节目的是快速定位疑似肺结节的感兴趣体积或感兴趣区域, 尽可能找到所有真结节, 同时也会包含相当多的假阳性结节; 假阳肺结节去除是利用肺结节的相关特性特征, 将真正的肺结节保留, 将假阳结节(例如血管、不是肺结节的其他类型病灶)予以去除; 结节检测性能分析是对通过计算算法的灵敏度、假阳结节个数(假阳率)、绘制受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线等指标对算法的性能进行评价。流程中每一个阶段的算法其性能优劣都会对后续算法造成影响, 并会影响整个 CAD 技术系统总体的检测性能。

**2.1 图像预处理** 图像预处理是可选流程, 部分文献直接进行肺实质分割, 并未进行图像预处理工作<sup>[7]</sup>。但是, 也有文献对 CT 图像进行图像平滑等预处理操作, 去除 CT 图像采集过程中存在的噪声。例如 Sivakumar 等<sup>[8]</sup>采用 3×3 的中值滤波, 该方法可以有效地去除图像中的椒盐噪声; Zhou 等<sup>[9]</sup>采用非线性各向异性扩散滤波, 该算法克服了低通滤波导致边界模糊、细节丢失等缺点, 能够更好地平滑和保持内部边界。还有部分文献, 需要对 3D 图像进行线性插值预处理, 使图像的 3 个维度各向同性, 便于自身后续算法(如形状滤波、计算 3D 梯度场等)的执行<sup>[10]</sup>。

**2.2 肺实质分割** 在肺结节计算机辅助检测算法中, 准确、快速地分割肺实质是核心的步骤之一, 为后续的肺结节的辅助检测和诊断奠定基础。肺实质分割方法主要有: 阈值法、区域增长法、模式识别法, 或者综合应用其中的多种方法。由于 CT 胸腔图像中各组织成分密度不同, 肺实质与空气、脂肪、肌肉、血管树、骨骼密度差异明显, 与气管、支气管树密度接近。因此, 基于阈值法粗分割并综合运用其他多种方法, 最终精确分割肺实质是常规方法。实现肺实质粗分割之后: (1) 由于气管、支气管树的密度与肺实质的密度相接近, 如果气管、支气管树粘连肺实质, 需要剔除; (2) 由于局部容积效应(partial volume effect, PVE)的存在, 相距很近的左右肺区会在去除胸腔后可能会粘连在一起, 需要判断并分离左右肺; (3) 由于肺区中有可能存在粘连肺壁肺结节, 肺结节与肺壁灰度相接近, 粘连肺壁

\* 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(81571753, 81460279, 81301281, 61179019); 内蒙古自治区自然科学基金资助项目(2015MS0604, 2014MS0828); 内蒙古自治区高等学校科学研究项目(NJZY145, NJZZ14161); 包头市科技计划项目(2015C2006-14); 内蒙古科技大学创新基金资助项目(2015QNGG03, 2014QNGG08, 2014QDL045)。 作者简介: 谷宇(1985—), 讲师, 在读博士, 主要从事智能信息处理, 医学图像处理研究。

△ 通信作者, E-mail: lxiaoqi@imust.cn。

肺结节和肺门血管容易被遗漏,使得肺区边界有凹陷,需要对肺区进行修补。

Zhou 等<sup>[9]</sup>先进行图像预处理,采用阈值法初步提取胸腔轮廓,采用图像填充算法填充二值化后胸腔中的孔洞,采用模糊 C 均值获取包含气管的肺实质图像,用区域增长算法剔除气管、支气管,采用动态规划算法找到最大代价路径,最大代价路径对应左右肺粘连位置,采用迭代加权平均算法平滑肺部轮廓,采用自适应曲率值更正算法动态设置修复边界曲线的曲率值,修补肺部轮廓。谷宇等<sup>[11]</sup>采用改进的大津法实现肺实质粗分割,其次采用三维区域增长算法去除主气管和支气管树,再次采用灰度投影积分法分离粘连的左右肺,最后采用滚球半径为  $r = 12.5 \text{ mm}$  的滚球修补肺实质边界。该方法采用三维区域增长算法,避免了二维区域增长算法在主气管分裂成支气管树时需要种子点偏移设置,因此分割气管更准确,但由于采用滚球法修复边界,固定的滚球半径不能解决所有的肺区修复问题。

**2.3 候选肺结节提取** 由于肺结节是球型、不透明、有较好边界的病灶,研究人员根据肺结节的特征特性,提出了多种候选肺结节提取算法。以 CT 序列中每一幅图像为研究对象的二维提取候选肺结节方法,提取的结节“候选点”数量多,并且只能区分与横断面相平行的血管和结节,很难区分与横断面相垂直的血管和结节,因为血管与肺结节在横断面截面上的影像都为近圆形;以整个 CT 序列为研究对象的三维提取候选肺结节方法,能够区分血管的管状形态和结节的球状形态,因此这类算法提取的结节“候选点”数量少,但是算法也相对复杂。

**2.3.1 基于阈值的候选肺结节提取方法** 由于实性肺结节的密度比肺实质的密度高,因此采用单阈值或者多阈值方法,结合其他方法提取候选肺结节是广泛流行的方法。Wu 等<sup>[12]</sup>基于形状特征检测肺结节。首先,对图像进行线性插值,使图像各向同性;其次采用二值化、三维数据标记技术、形态学操作等实现肺实质分割,然后通过阈值法和区域增长法实现候选肺结节提取;最后,通过不变矩实现假阳结节去除。该方法肺结节检测灵敏度为 100%,假阳性率为 1 个/套。该方法检测灵敏度很高同时保持了较低的假阳性率,但是未采用公共数据库测试其研究方法性能效率,且该方法未涉及磨玻璃影肺结节。由此可以看出,磨玻璃影肺结节由于密度值较低,采用基于阈值法的候选肺结节提取方法会漏检磨玻璃影肺结节。

**2.3.2 基于聚类的候选肺结节提取方法** 部分文献采用聚类方法提取候选肺结节。Sivakumar 等<sup>[8]</sup>对图像进行中值滤波去除噪声后,采用加权模糊可能性 C-均值聚类方法实现图像分割,对分割后的图像计算均值、标准差、对比度等特征,采用支持向量机分类器进行识别。该方法结节检测灵敏度为 82.05%,特异度为 76.74%。该方法采用加权模糊可能性 C-均值聚类方法直接对中值滤波后的图像分割,无肺实质分割过程,提高了算法效率;但是该算法未对粘连血管肺结节及磨玻璃影肺结节进行检测。

**2.3.3 基于模板匹配的候选肺结节提取方法** 采用基于模板匹配的候选肺结节提取方法,首先需要设计肺结节模板,然后用肺结节模板作为参考图像,遍历匹配原图像,计算模板与子图像的几何形状和灰度值的相似度。采用模板匹配方法,模板设计是关键,模板与真实的肺结节越相似,检测结果越好<sup>[13]</sup>。El-Baz 等<sup>[14]</sup>提出了基于遗传算法的模板匹配检测肺结节的新算

法。首先,从胸腔图像中分离出候选结节、动脉、静脉、气管、支气管;其次采用可变形三维和二维模板描述肺结节的几何形状和灰度分布,并采用可变形三维和二维模板分离出候选肺结节;最后,基于径向不均匀性、二维和三维模板的平均灰度、模板边缘的灰度分布,三个特征来去除假阳结节。该方法的灵敏度为 82.3%,假阳性率为 9.2%,该方法采用可变形三维、二维模板能够较好地检测肺结节,但运行时间较长,平均耗时 5 min/套。高婷等<sup>[13]</sup>采用三维自适应模板匹配算法检测肺结节。首先提取感兴趣区域,确定每个三维感兴趣区域的主方向和中心层,并以此中心层作为信息层,沿主方向对信息层进行三维扩展生成三维模板;最后,对自适应模板和候选结节的三维归一化相关系数进行计算,将相似性高于设定阈值的区域标记为肺结节。该方法灵敏度为 95.29%,假阳性率为 12.90%。该方法利用自适应模板匹配的方法,避免了固定模板对亚实性肺结节检测效果不佳的问题,但是样本量比较小(66 套 CT 扫描序列),没有在大样本下检验算法的性能。

**2.3.4 基于形状增强滤波器的候选肺结节提取方法** 采用基于形状增强滤波器的候选肺结节提取方法,是定义相应形状增强滤波器,对图像中不同形状的物体进行选择性地增强,达到检测肺结节的目的是为了解决 Li 等<sup>[15]</sup>采用点滤波器不能很好地分辨粘连血管肺结节和血管交叉处的问题,Chen 等<sup>[16]</sup>提出了一种基于局部密度分析和表面传播检测肺结节和肺血管的方法。首先采用最佳表面拟合(optimum surface fitting, OSF)方法卷积原始图像,其次基于 Hessian 矩阵构造点滤波器及线滤波器进行增强滤波,获得初始的肺结节和血管区域。最后基于快速行进法设计 Front Surface Propagation 算法,通过设置初始前表面、构造速度函数、对前表面进行修正,实现了精确分割肺结节和肺血管,避免了肺血管交叉处造成肺结节假阳性。该方法标准计量 CT 的肺结节检测灵敏度为 95.0%,假阳性率为 9.8 个/套;LDCT 的肺结节检测灵敏度为 91.5%,假阳性率为 10.5 个/套。该方法采用最佳表面拟合代替高斯核,避免了高斯核卷积图像会改变血管交叉处的灰度,使血管交叉处类似于球状组织,因此避免了产生血管交叉处假阳性。Riccardi 等<sup>[17]</sup>采用三维快速径向滤波器提取候选肺结节。首先,采用直方图阈值、区域增长和数学形态学对肺组织进行划分;其次,采用三维快速径向滤波器提取候选肺结节,并通过尺度空间分析技术获取候选肺结节的几何特性;再次,采用基于最大强度投影增强候选肺结节,并对最大强度投影增强的候选肺结节提取 zernike 特征;最后,采用支持向量机对候选肺结节进行分类。该方法的灵敏度为 71%,假阳性率为 6.5 个/套。该方法采用尺度空间分析技术能够准确地获取候选肺结节的几何特征,但是该方法容易遗漏粘连肺壁的肺结节。

**2.4 假阳性结节去除方法** 对候选肺结节进行提取后,需要对提取的候选肺结节进行分析、归类,保留真结节,去除假阳肺结节(其他种类的病灶、血管等)。目前较为流行的去除假阳肺结节的方法分为两个阶段处理:(1)基于规则分类去除明显假阳:根据肺结节的某些特点,设计某种规则,计算相应的一个或多个特征,并设定相对宽松的特征阈值去除明显的假阳肺结节;(2)基于机器学习分类进一步去除假阳:提取候选肺结节数据集相关特征、采用人工神经网络、支持向量机、线性判别分析等分类器用候选肺结节训练集数据进行训练,然后用训练好的分类器对候选肺结节测试集进行分类,进一步去除假阳肺结节<sup>[18]</sup>。

**2.4.1 基于规则分类去除假阳结节** 基于规则分类器去除假阳结节,易于理解,容易实现。部分研究工作根据肺结节的特性特征,设计相应规则,采用了基于规则分类器去除明显假阳结节。Li 等<sup>[18]</sup>计算候选结节的凹面度、圆度、扁平度、紧凑度、灰度值、方差、纹理矩阵特征值等特征,根据各特征的不同取值范围进行组合,设计了 8 个规则去除明显假阳结节,然后,采用代价敏感支持向量机(C-SVM)进一步对候选结节进行分类。该方法的检测灵敏度为 88.89%,特异度为 95.65%。该方法可以检测实性结节和磨玻璃影肺结节,检测准确率高,计算速度快,如果在该方法中引入合适的 3D 特征,算法性能可以进一步提高。由上述研究工作可以看出,基于规则分类器去除假阳结节,需要设计排除规则,凭借经验人工设置阈值。如果单独依靠基于规则分类器去除假阳,需要设计大量的规则,凭借经验设置各特征阈值,会导致设计冗余、耗费大量时间。因此,如前文所述,较好的 CAD 设计思路是用基于规则分类器只去除明显的假阳结节,避免了复杂规则的设计,同时减轻了第二阶段的复杂分类器去除假阳结节的负担、提高检测效率。

**2.4.2 基于机器学习分类去除假阳结节** 部分研究工作已经证明,采用基于规则分类结合机器学习的方法检测肺结节,效果更佳<sup>[19]</sup>。在肺结节 CAD 中,研究工作常用的机器学习方法有:线性判别分析<sup>[20]</sup>、神经网络[最近邻分类器<sup>[21]</sup>、自组织映射神经网络<sup>[22]</sup>、大规模训练神经网络 MTANN<sup>[23]</sup>、增强拓扑神经进化<sup>[10]</sup>、随机森林<sup>[24]</sup>、朴素贝叶斯<sup>[25]</sup>、支持向量机<sup>[8]</sup>,或者综合使用多种机器学习方法<sup>[24]</sup>等。Tan 等<sup>[10]</sup>采用特征去选择的增强拓扑神经进化方法(feature deselection of augmenting topologies,FD-NEAT)来去除假阳结节,实现了特征自动选择、神经网络拓扑结构的自动确定。FD-NEAT 可以根据需要自动选择神经网络拓扑结构,自动从特征池中选取需要的特征,即能自动地用最简单的拓扑结构给出最佳的解决方案,该方法肺结节检测灵敏度为 87.5%,假阳性率为 4 个/套。该方法采用基于遗传算法的神经进化方法进化神经网络结构,进化好的神经网络没有冗余部分,因此该方法优于固定结构的神经网络和支持向量机方法。

### 3 肺结节辅助检测技术总结与展望

**3.1 总结** 从本文综述的研究工作中可以看出:(1)部分作者采用自己获取的图像数据集开展的研究工作,导致数据集图像序列少,结节个数少,种类较为单一,多针对实性肺结节;为了避免上述问题,部分研究工作基于公共数据库 LIDC<sup>[10,16]</sup>、ELCAP<sup>[26]</sup>、ANODE 09<sup>[27]</sup>展开,算法对非实性肺结节也有较好的处理效果<sup>[10]</sup>;(2)大部分算法的灵敏度在 80%~90%之间,假阳性率为 5~15 个/套。虽然灵敏度较高,但是假阳性率也偏高,肺结节检测算法性能还可以进一步提升,有较大的提高空间。

**3.2 展望** 肺结节辅助检测技术将来需要进一步持续研究,仍旧面临以下挑战:(1)需要研究开发新的肺结节检测算法,提高算法运行效率,增加肺结节检测的敏感性,并维持在较低的假阳结节率;(2)需要提升肺结节检测能力,使之能够检测不同类型(实性、亚实性、非实性)结节,以及不同位置(孤立、粘连血管、粘连肺壁)结节;(3)需要提高检测微小结节的能力。之前的研究工作往往忽略直径小于 3 mm 的微小结节,使早期肺癌难以发现、容易漏诊。通过不断提高计算机辅助检测算法的敏感性、降低假阳率,提高运行效率,提高对不易检测的磨玻璃

影、微小肺结节的检测水平,肺结节 CAD 可以进一步减少医生诊断过程中对肺结节的漏检,更好的辅助医生诊断病患,提高肺癌患者生存率,因此具有非常重要的价值以及广阔的应用前景。

### 参考文献

- [1] Zheng R, Zeng H, Zhang S, et al. National estimates of cancer prevalence in China, 2011[J]. *Cancer Lett*, 2016, 370(1):33-38.
- [2] 何其舟,余飞,代平,等.孤立性肺结节的多层螺旋 CT 表现与病理对照研究[J]. *重庆医学*, 2014, 43(29):3912-3915.
- [3] Austin JH, Müller NL, Friedman PJ, et al. Glossary of terms for CT of the lungs; recommendations of the Nomenclature Committee of the Fleischner Society[J]. *Radiology*, 1996, 200(2):327-331.
- [4] Armato SG, McLennan G, Bidaut L, et al. The lung image database consortium (LIDC) and image database resource initiative (IDRI): a completed reference database of lung nodules on CT scans[J]. *Med Phys*, 2011, 38(2):915-931.
- [5] Welch HG, Woloshin S, Schwartz LM, et al. Overstating the evidence for lung cancer screening: the International Early Lung Cancer Action Program (I-ELCAP) study[J]. *Arch Intern Med*, 2007, 167(21):2289-2295.
- [6] Van Ginneken B, Armato SG, De Hoop B, et al. Comparing and combining algorithms for computer-aided detection of pulmonary nodules in computed tomography scans; the ANODE09 study[J]. *Med Image Anal*, 2010, 14(6):707-722.
- [7] Setio AA, Ciompi F, Litjens G, et al. Pulmonary nodule detection in CT images: false positive reduction using multi-view convolutional networks[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2016, 35(5):1160-1169.
- [8] Sivakumar S, Chandrasekar C. Lung nodule detection using fuzzy clustering and support vector machines[J]. *Int J Engineer Tech*, 2013, 5(1):179-185.
- [9] Zhou SJ, Cheng YZ, Tamura S. Automated lung segmentation and smoothing techniques for inclusion of juxtapleural nodules and pulmonary vessels on chest CT images[J]. *Biomed Signal Process Control*, 2014, 13:62-70.
- [10] Tan M, Deklerck R, Jansen B, et al. A novel computer-aided lung nodule detection system for CT images[J]. *Med Phys*, 2011, 38(10):5630-5645.
- [11] 谷宇,吕晓琪,赵建峰,等.基于三维区域增长和灰度积分投影法的肺实质分割[J]. *科学技术与工程*, 2016, 16(32):93-100.
- [12] Wu SY, Wang JF. Pulmonary nodules 3D detection on serial CT scans[C]//Li DX. 2012 3rd Global Congress on Intelligent Systems, GCIS 2012, Wuhan, China, 2012. United States; IEEE Computer Society, 2012: 257-260.
- [13] 高婷,龚敬,王远军,等.检测肺结节的 3 维自适应模板匹

- 配[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(9): 1384-1391.
- [14] El-Baz A, Elnakib A, El-Ghar EM, et al. Automatic detection of 2D and 3D lung nodules in chest spiral CT scans [J]. Int J Biomed Imaging, 2013, 2013: 1-11.
- [15] Li Q, Li F, Doi K. Computerized detection of lung nodules in thin-section CT images by use of selective enhancement filters and an automated rule-based classifier [J]. Acad Radiol, 2008, 15(2): 165-175.
- [16] Chen B, Kitasaka T, Honma H, et al. Automatic segmentation of pulmonary blood vessels and nodules based on local intensity structure analysis and surface propagation in 3D chest CT images [J]. Int J Comput Assist Radiol Surg, 2012, 7(3): 465-482.
- [17] Riccardi A, Petkov TS, Ferri G, et al. Computer-aided detection of lung nodules via 3D fast radial transform, scale space representation, and Zernike MIP classification [J]. Med Phys, 2011, 38(4): 1962-1971.
- [18] Li B, Zhang J, Tian LF, et al. Intelligent recognition of lung nodule combining rule-based and C-SVM classifiers [J]. Int J Comput Intel System, 2011, 4(5): 960-976.
- [19] Gurcan MN, Sahiner B, Petrick N, et al. Lung nodule detection on thoracic computed tomography images; Preliminary evaluation of a computer-aided diagnosis system [J]. Med Phys, 2002, 29(11): 2552-2558.
- [20] Aggarwal T, Furqan A, Kalra K. Feature extraction and LDA based classification of lung nodules in chest CT scan images [C]// Jaime LM. Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI), 2015 International Conference on, IEEE, Kochi, India, 2015. United States: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2015: 1189-1193.
- [21] Soltaninejad S, Keshani M, Tajeripour F. Lung nodule detection by KNN classifier and active contour modelling and 3D visualization [C]// Khayatian AR. 16th CSI International Symposium on Artificial Intelligence and Signal Processing, AISP 2012, Fars, Iran, 2012. United States: IEEE Computer Society, 2012: 440-445.
- [22] Dandil E, Cakiroglu M, Eksi Z, et al. Artificial neural network-based classification system for lung nodules on computed tomography scans [C]// Takagi H. 6th International Conference on Soft Computing and Pattern Recognition, SoCPaR 2014, Fukuoka, Japan, 2015. United States: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2014: 382-386.
- [23] Shi Z, Ma J, Feng Y, et al. Evaluation of MTANNs for eliminating false-positive with different computer aided pulmonary nodules detection software [J]. Pak J Pharm Sci, 2015, 28(6 Suppl): 2311-2316.
- [24] Lee S, Kouzani A, Hu E. Hybrid classification of pulmonary nodules [C]// Li ZH. Computational Intelligence and Intelligent Systems: 4th International Symposium, ISICA 2009, Huangshi, China, 2009. Germany: Springer Verlag, 2009: 472-481.
- [25] Krishnaiah V, Narsimha DG, Chandra D. Diagnosis of lung cancer prediction system using data mining classification techniques [J]. Int J Comput Sci Informa Tech, 2013, 4(1): 39-45.
- [26] Liang M, Tang W, Xu DM, et al. Low-Dose CT screening for lung cancer: computer-aided detection of missed lung cancers [J], 2016, 281(1): 279-288.
- [27] Retico A, Bagagli F, Camarlinghi N, et al. A voxel-based neural approach (VBNA) to identify lung nodules in the ANODE09 study [C]// Nico K. SPIE Medical Imaging 2009: Computer-Aided Diagnosis, Florida, United States, 2009. United States: Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, 2009: 72601S1-72601S8.

(收稿日期: 2016-10-08 修回日期: 2016-11-17)

• 综述 • doi: 10.3969/j.issn.1671-8348.2017.06.040

## 三维头影测量系统建立的研究进展\*

张涛综述, 周诺<sup>△</sup>审校

(广西医科大学附属口腔医院口腔颌面外科, 南宁 530021)

[关键词] 三维头影测量; 三维图像; 坐标系; 定点

[中图分类号] R782.2

[文献标识码] A

[文章编号] 1671-8348(2017)06-0842-03

自从美国 Broadbent 和欧洲的 Hofrath 提出 X 射线头影测量技术以来, 头影测量一直是口腔正畸和正颌对畸形诊断、分析及治疗前后疗效评价的重要手段。但是传统的头影测量存在对三维立体空间体现不足, 部分标志点的定位不准, 图像易变形失真等问题。同时, 由于颌面部软组织、颌面部骨骼及

牙列可以认为是构成颅颌面部的三个元素, 是三位一体的, 传统的投影测量未能同时考虑三个要素。随着三维技术的发展, 建立一个新的三维头影测量系统成为必然。目前还没有任何一种成像技术可以同时显示三要素且让三者达到最佳效果, 只能通过不同方法分别获取三者的图像, 通过融合技术来创造一

\* 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(81360166)。 作者简介: 张涛(1990-), 住院医师, 硕士, 主要从事口腔颌面外科三维数字化研究。 <sup>△</sup> 通信作者, E-mail: nuozhou@hotmail.com。