

·封面文章·

基于红外热成像技术与 BP 神经网络的心肌缺血预诊断方法研究

宓保宏¹, 洪文学^{1*}, 宋佳霖¹, 吴士明², 孟辉¹

¹燕山大学电气工程学院, 河北 秦皇岛 066004;

²陆军军医大学新桥医院疼痛科, 重庆 400000

摘要 心肌缺血(MI)是诸多心脏疾病的基础性疾病,可引发多种致命性心脏病,然而在体检筛查中极难发现,病人出现症状时往往错过了最佳治疗时间,因此,心肌缺血的早期发现和早期干预是控制心脏功能衰减或疾病恶化的关键。采集 165 位健康和有不同程度心肌缺血患者的红外热图像,将所有样本集分为训练集和测试集,通过对红外热图像人体几何定位,提取心前区左右两侧温差集合,并使用多种卷积核对温差集合做降维处理,最终通过反向传播(BP)神经网络在留一法交叉验证下对训练集训练,并确定网络参数,建立分类模型。 3×3 尺寸的高斯核算子对温差集合卷积后,测试集在 BP 神经网络上分类准确率达到 95.56%,可以为新样本做出准确预测。该方法能够快速、准确地辅助临床体检对心肌缺血的早期预警,为心肌缺血预诊断提供了新的思路。

关键词 成像系统; 红外热成像; 神经网络; 心肌缺血; 温差

中图分类号 R318.5; O657.3

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.011101

Myocardial Ischemia Pre-Diagnosis Method Based on Infrared Thermal Imaging and BP Neural Network

Mi Baohong¹, Hong Wenxue^{1*}, Song Jialin¹, Wu Shiming², Meng Hui¹

¹College of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004, China;

²Pain Clinic, Xinqiao Hospital, Army Medical University, Chongqing 400000, China

Abstract Myocardial ischemia (MI) is a heart disease that can cause various types of fatal heart attacks. Patients often miss the best treatment time when they develop the symptoms of a heart attack. Early detection of MI is considered to be necessary for curbing the deterioration of heart diseases because it is difficult to observe the symptoms of a heart attack through a medical check-up. Infrared thermal images of 165 healthy patients with different degrees of MI are collected, and all the samples are divided into training set and test set. Further, the geometrical differences between the left and right sides of the precordial area are extracted based on the geometric positioning of the infrared thermal image of a particular human body. Additionally, several convolutional kernels are used to reduce the dimensionality of the temperature difference set. The training set is trained using the back-propagation (BP) neural network based on the cross-validation method, and the network parameters are determined for establishing a classification model. After the 3×3 size Gaussian kernel operator is convolved on the temperature difference set, the classification accuracy of the test set with respect to the BP neural network becomes 95.56%, thereby denoting that the predictions for the new sample are considerably accurate. Further, the proposed method can rapidly and accurately assist during the early detection of MI in a clinical examination and provide a new methodology for the pre-diagnosis of MI.

Key words imaging systems; infrared thermal imaging; neural network; myocardial ischemia; temperature difference

OCIS codes 110.6820; 200.4260; 120.6780

收稿日期: 2018-09-03; 修回日期: 2018-09-21; 录用日期: 2018-09-27

基金项目: 国家自然科学基金(61273019,61501397,61201111,61401080,61601106)

* E-mail: hongwx@ysu.edu.cn

1 引言

医学上,心肌缺血(MI)是多种复杂心脏疾病的基础性疾病,多见于冠脉病领域。早期心肌缺血患者察觉不到身体状态异常,但若不及早发现和干预,很可能错过心脏疾病的最佳治疗时间,使病情恶化。随着医学技术的进步以及国内外研究人员对心肌缺血的深入探索,心肌缺血诊断技术日趋完善,尤其是冠状动脉造影、血管超声、双源电子计算机断层扫描(CT)以及磁共振成像(MRI)等先进技术的问世,对心肌缺血的诊断更加准确,其中三维血管超声可判定缺血心肌节段的分布范围,能够更加精准定位缺血部位。但是这些技术存在高消费、强辐射或有创等弊端,令其在临床体检中的应用受到约束,患者需要承担的压力以及风险极大,此外,这些诊断技术局限在心脏疾病发作期才能做出客观诊断,因此,一种客观、准确、无创、无辐射、低消费以及发病前期预警的诊断设备是心肌缺血领域极其需要的。

凌婷婷等^[1]将心电图采集的ST段偏移信息按心脏结构多项量成像数学模型合成三维图像,辅助心肌缺血诊断;Ruzsics等^[2]通过断层扫描心肌灌注成像的方法来查找局部缺血的冠状动脉,更为精准地定位到缺血位置;Weininger等^[3]通过负荷动态CT对全心灌注成像,从而更进一步推进了心肌缺血的诊断技术。这些诊断方法操作复杂,在临床体检中很难应用,且依然局限在心肌缺血已发病人群中,错过患者的最佳治疗时间。

医用红外热成像技术(MITI)由于其无创、无辐射等优势被称作“热CT”,近年来其在国内外的的发展呈现递增趋势,其工作原理是采集人体皮肤表面辐射出的红外信号,经去噪、归一化、伪彩色等处理,把温度场转换成二维彩色图像,医务人员可全局性观测人体温度的分布特性。而皮肤表面的温度分布是深层组织器官代谢向外辐射出热能的结果,也是代谢功能的热表达,因此,MITI与其他结构性检查设备的区别在于其是功能性检查。

健康人群人体表皮温度分布呈左右对称性^[4-5]。当人体肌肉、神经、血管等存在异常时,导致血流散热失衡,并通过人体组织辐射到皮肤表面,利用MITI采集皮肤温度场,对比健侧与患侧的温度分布特性,对疾病做出客观分析被称作红外热不对称分析^[6-7]。刘旭龙等^[8]通过红外热成像对面瘫患者做出等级评估和疗效评价;唐先武等^[9]通过红外热图像检测女性乳房局部病灶,并做出定性分析;Bagavathiappan

等^[10]通过红外热成像技术建立糖尿病人群患处神经性病变与足底温度之间的相关性;潘跃红等^[11]应用红外热成像技术对冠心病患者心前区温度特性做了案例分析,但其依赖临床医师的主观判断。上述研究成果为本文研究内容提供了理论支撑。

人体组织器官炎性反应时,局部组织代谢加快,并散发大量热能,辐射到皮肤表面为高温区域,同理当人体组织器官劳损时,血液循环缓慢,热能辐射在体表为低温区域^[12]。心前区的温度分布是心脏供血功能的热表达,当心脏血液循环障碍时,破坏心前区热平衡,心前区温度分布发生改变,因此,通过心前区温度分布特性可以分析心脏血液循环状态。

本文依据165位不同程度心肌缺血患者的红外热图像并提取心前区温差集合与卷积特征向量,利用反向传播(BP)神经网络对有标签数据做有监督训练,建立泛化模型,为新样本做出预测,为心肌缺血预诊断提供新思路。

2 材料与方法

2.1 实验对象与实验装置

实验数据来自陆军军医大学新桥医院疼痛科,专家依据世界卫生组织(WHO)心功能分级标准及三维心脏血管超声检测结果将受试群体划分为健康、轻微、偏重三类,同时剔除患有其他干扰性强疾病的患者。随机抽取三类患者各40例,共计120例,作为训练集,其中男性72例,女性48例,并随机抽取三类受试者各15例,作为测试集,其中男性27例,女性18例,经过统计学独立样本 T 检验得出各样本集合均无性别显著性差异($P < 0.05$),正常人体心前区生理定位无性别差异,且生理结构对称分布,因此,在数据采集过程中,不考虑性别差异影响。所有患者均提交了知情同意书,且伦理道德委员会批准了本次研究。

实验设备为DH-2010-A型非制冷短焦距医用红外热像仪,热图像像素数为 240×320 ,温度分辨率小于50 MK,室内温度为 $24 \sim 26 \text{ }^\circ\text{C}$,湿度为 $(60 \pm 5)\%$,且拍摄室内除参考黑体外无其他强辐射源。在采集患者图像前,均对热像仪做了 $30 \text{ }^\circ\text{C}$ 黑体校正,提高设备绝对温度的准确性。患者脱去衣物后静息10 min,保证裸露部位无汗液等干扰,人体距镜头水平距离3 m,按图1所示站姿取图。

2.2 实验方法

2.2.1 方法概况

计算机视觉虽然高速发展,但识别不规则形状

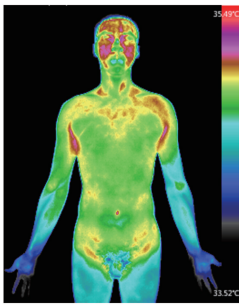


图 1 标准站姿

Fig. 1 Standard posture

的异常区域依然是一个极其困难的过程,因此本文从红外热图像的物理特性入手,即温度场。由于个体差异、传感器不同、参考黑体误差等因素的存在,

传感器采集的绝对温度依然存在误差,根据健康人体的热对称性原理,对心前区两侧温度场求差,得到温差集合,可以最大限度地消除个体差异、黑体误差以及传感器对绝对温度造成的误差。

对心肌缺血的预诊断过程如图 2 所示,在红外热图像原始数据,即温度场的基础上,对人体的几何定位确定红外热图像人体心前区几何位置,提取心前区及对称区域的温度集合,通过两个集合对称求差,得到心前区温差集合。为降低网络训练误差,在输入神经网络之前增加卷积操作,降低特征维度,最终在 BP 神经网络训练、验证过程中,确定网络参数,建立分类准确率高且泛化能力强的最优模型。

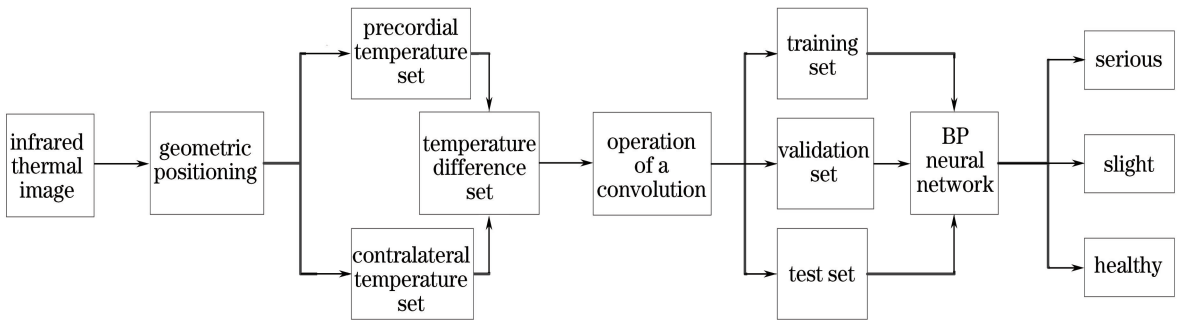


图 2 基于红外热成像数据的心肌缺血预诊断方法流程图

Fig. 2 Process of myocardial ischemic pre-diagnosis based on infrared imaging data

2.2.2 心前区及对侧几何定位

人体心前区及对侧的几何定位是提取人体心前区温差集合的前提。本文心前区定位首先通过模板匹配法确定人体中线与颈肩水平线,根据一般人体几何结构,估算心前区距两条基准线的距离,从而得到人体心前区中心点坐标,再通过中线定位心前区对称点,即心前区对侧中心点坐标。

正常人体心脏尺寸差异较小,对应图像覆盖像素区域较为固定。经实验验证心前区感兴趣区域(ROI)面积在 20×20 像素区间内,且符合人体测量学规范^[13],因此取心前区 20×20 像素大小的温度集合作为研究对象。

颈肩部定位采用相关标准匹配算法做图像模板匹配,首先,依据人体颈肩部结构特异性,取得人体颈肩部矩形区域并二值化作为模板;其次,对匹配图像即彩色原图灰度化,根据阈值法获得二值图像;最后,通过相关标准匹配算法^[14-15],计算相关度,并取相关度最大矩形区域作为模板匹配最终定位区域,如图 3 所示。

心前区坐标定位是根据模板匹配结果,取矩形

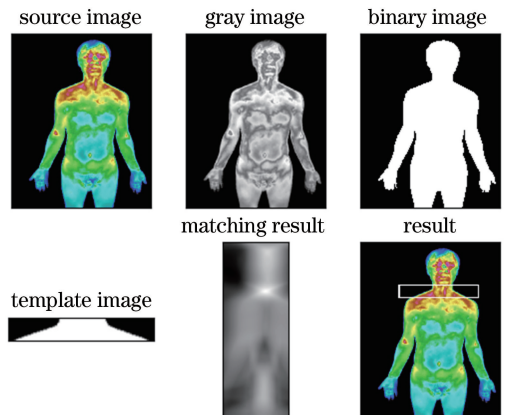


图 3 通过模板匹配方法对颈肩部定位流程图

Fig. 3 Neck and shoulder positioning process is performed by template matching method

框上边界与颈部左右交点的中点作为人体中线,矩形框下边界作为肩部水平线,通过人体中线和颈肩水平线位置,根据人体测量学,估算心前区中心点位置,并根据指定 ROI 面积得到心前区及对侧温度集合。图 4 为随机抽取部分心前区 ROI 区域的定位结果,符合人体解剖学心脏生理位置。

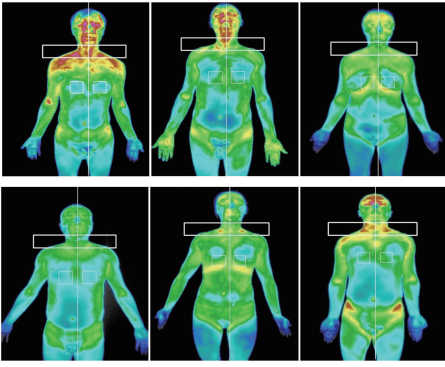


图4 随机抽取6位受试者心前区定位结果

Fig. 4 Randomly selected 6 subjects' precardiac localization results

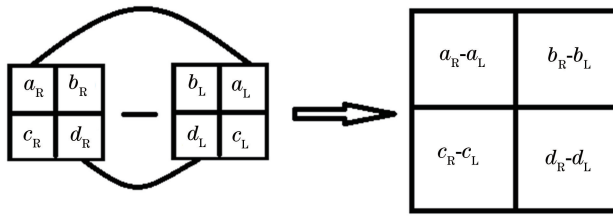


图5 对称集合镜向求差法原理图

Fig. 5 Principle diagram of symmetrical set mirroring differential

2.2.4 BP-神经网络交叉验证

传统神经网络样本集打乱,随机取70%的样本集作为训练集,剩下的作为测试集,这种训练方式往往会出现多种训练结果,且分类准确率差异很大,过拟合现象严重,模型泛化能力差。采用交叉验证方式,将样本分为训练集、验证集和测试集,验证集使用留一法交叉验证,每迭代一次训练,计算一次验证集误差,根据验证集误差平方和的均值调整网络参数,增强网络模型准确率,抑制过拟合现象,最终通过测试集计算网络模型分类准确度。

本文神经网络的拓扑结构如图6所示,包含输入层、一个隐含层、一个输出层。整个分类过程大致分为7个步骤^[18]。

步骤1:训练网络初始化。根据提取的特征向量维数给定输入节点的数 n ,根据要划分的诊断结果确定输出节点的数 m ,此外需要给定隐含层的节点数目 l 。此外,还需要初始化两个连接权值 ω_{ij} 以及 ω_{jk} ,隐含层和输出层阈值数组 a 和 b ,根据验证集分类结果调整迭代次数和学习速率等超级参数。

步骤2:隐含层输出。样本特征向量为 X ,依据 X 、 ω_{ij} 和 a ,计算隐含层的输出 H ,表达式为

$$H_j = f\left(\sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i - a_j\right), j = 1, 2, \dots, l, \quad (1)$$

式中 f 为隐含层激励函数,该函数有多种形式,本

2.2.3 心前区温差集合及特征值提取

依据心前区及对侧 ROI 区域内提取出的温度集合,按镜像求差法提取心前区温差集合。如图5所示,两侧 ROI 区域内元素水平方向做镜像相减,垂直方向不变,该集合更直观地表达出心前区及对侧的对应点温度差异。

为降低神经网络训练误差,对温差集合增加卷积操作,为突出温度横向与纵向差异,本文选用核尺寸为 3×3 与 5×5 的 Sobel 算子、拉普拉斯算子、高斯核分别对温差集合卷积,步长分别取 3 和 5,设计多组实验,温差集合边界复制扩展,最终得到卷积结果作为神经网络输入^[16-17]。

文应用 Sigmoid 函数。

步骤3:输出层预测。依据 H 、 ω_{jk} 和 b ,计算预测输出 O ,表达式为

$$O_k = \sum_{j=1}^l H_j \omega_{jk} - b_k, k = 1, 2, \dots, m. \quad (2)$$

步骤4:预测误差。依据 O 和期望输出 Y 的差值,得到预测误差 e ,表达式为

$$e_k = Y_k - O_k, k = 1, 2, \dots, m. \quad (3)$$

步骤5:权值数组的逆向更新。依据 e 更新 ω_{ij} 和 ω_{jk} ,即

$$\omega_{ij} = \omega_{ij} + \eta H_j (1 - H_j) x(i) \sum_{k=1}^m \omega_{jk} e_k, \quad i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, l, \quad (4)$$

$$\omega_{jk} = \omega_{jk} + \eta H_j e_k, j = 1, 2, \dots, l, k = 1, 2, \dots, m, \quad (5)$$

式中 η 指学习速率。

步骤6:阈值数组更新。依据 e 更新 a 和 b ,即

$$a_j = a_j + \eta H_j (1 - H_j) \sum_{k=1}^m \omega_{jk} e_k, j = 1, 2, \dots, l, \quad (6)$$

$$b_k = b_k + e_k, k = 1, 2, \dots, m. \quad (7)$$

步骤7:终止条件最大迭代次数,若未满足,返回步骤2继续训练直到训练结束。

特征向量维数 n 为温差集合卷积操作结果的

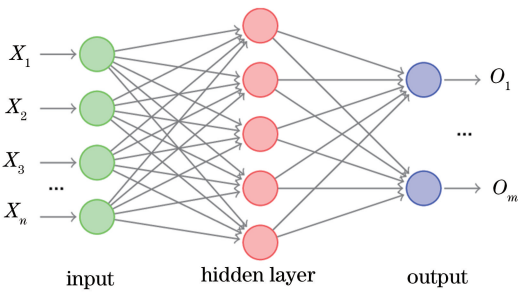


图6 二层神经网络拓扑结构图

Fig. 6 Two layer neural network topology

维数,卷积结果维数为

$$N = (W - F + 2P) / S + 1, \quad (8)$$

式中 N 为卷积结果尺寸, W 为输入数据尺寸, F 为卷积算子尺寸, S 为步长, P 为边界补充维数。本文

图7 核尺寸 3×3 不同卷积核运算结果。(a)原图;(b) Sobel 算子处理;(c) Laplace 算子处理;(d)高斯算子处理Fig. 7 Core size 3×3 different convolution kernel operation results. (a) Original image; (b) Sobel operator processed; (c) Laplace operator processed; (d) Gaussian operator processed图8 核尺寸 5×5 不同卷积核运算结果。(a)原图;(b) Sobel 算子处理;(c) Laplace 算子处理;(d)高斯算子处理Fig. 8 Core size 5×5 different convolution kernel operation results. (a) Original image; (b) Sobel operator processed; (c) Laplace operator processed; (d) Gaussian operator processed

Sobel 算子是一阶差分运算的边缘提取算子,但其对数据主体与背景运算无差异,并不能突出数据主体信息,由图 7(b)和 8(b)可知,其丢失大量数据主体信息,只保留了边缘信息;Laplace 算子是二阶差分运算空间锐化算子,能够提取数据边缘信息,但其对噪声极其敏感,由于红外热图像本身存在噪声,因此 Laplace 算子对图像卷积后特征信息掺杂噪声,如图 7(c)和 8(c)边缘信息中包含噪声,信息损失严重;高斯算子是一种径向基函数,能够对数据起到平滑滤波效果,对噪声起到抑制作用,同时保留数据整体信息,其对红外热图像数据卷积处理后,保留数据主体信息并抑制噪声,如图 7(d)和 8(d)保留原始图像大部分信息,并滤除部分噪声,更加利于后续神经网络训练模型,因此高斯核对数据卷积处理

3×3 卷积算子步长为 3,通过计算得出卷积结果维数为 7×7 ; 5×5 卷积算子步长为 5,卷积结果维数为 4×4 ;输出三类结果即偏重、轻微和健康,输出节点数 $m=3$ 。本文共 120 组训练数据,并采用留一法验证,因此训练集数量为 119, $k=119$ 。隐含层节点的个数在文献[19]以及验证集调试下, $l=5$ 时效果最佳,学习速率 η 经参数调整取 0.05,最大迭代次数为 5000。

3 结果与分析

由卷积运算原理可知,对两组数据先卷积后加减运算和先加减运算后卷积得出的结果一致^[16]。为观察不同卷积算子不同卷积尺寸对同一数据卷积处理后的对比效果,对同一组心前区红外热成像数据做不同卷积处理后的结果如图 7 和 8 所示。

后,输入神经网络训练模型得到拟合程度更优的分类模型,测试集分类准确率较其他卷积算子高。

卷积算子尺寸直接影响运算复杂度,若卷积步长一致,则卷积算子尺寸越大,数据运算复杂度越高,同时,卷积核尺寸增加后,更多信息将会丢失^[17]。

不同卷积实验通过 BP 神经网络在测试集上的分类准确率结果如表 1 所示,其中高斯核对温差集合卷积处理后,神经网络测试集分类准确率较其他两种算子有明显优势。在增加卷积核尺寸后,系统分类准确率均有所降低。

确定卷积核函数为 3×3 高斯核后,将卷积结果输入 BP 神经网络,完成训练与交叉验证,确定网络模型层数、节点数、学习速率和最大迭代次数等参

数,得到训练集误差曲线,如图9所示。由图9可知,在4500次迭代更新网络后,误差曲线趋近于零,模型稳定。测试集样本数为45,通过模型预测,43个样本正确分类,2个样本错误分类,准确率达到95.56%,其中错误样本均为女性,样本标签均为轻微,且误分类为健康。对分类错误样本进行分析,提出两个因素:1)本文样本集男性大于女性,训练集网络参数对男性的拟合程度更高,男性测试集分类准确率为100%,女性测试集分类准确率为88.89%;2)女性心前区生理结构较男性更为复杂,个体性差异较大,影响因素较多。

表1 不同卷积实验在BP神经网络分类器测试集准确率

Table 1 Accuracy of different convolution experiments in BP neural network classifier test set

Nuclear size	Sobel operator /%	Gaussian core /%	Laplace operator /%
3×3	77.78	95.56	73.33
5×5	75.56	91.11	66.67

本文算法较文献[11]的传统红外热像心脏功能评估手段更为快捷、准确且能避免因临床医师水平差异带来的诊断误差。本文方法结合临床医师加以分析,能够将分类错误样本校正,因此,该模型能够辅助临床医师,但依然不可替代临床医师。

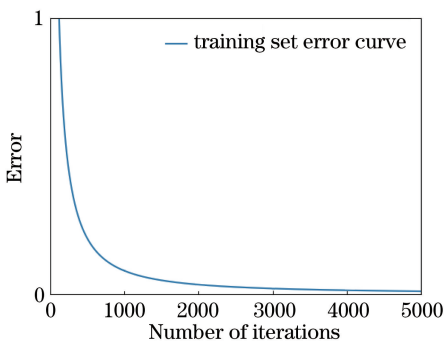


图9 3×3高斯卷积核处理后训练集误差曲线

Fig. 9 Training set error curve processed by 3×3 Gaussian convolution kernel

4 结 论

通过采集不同程度心肌缺血患者的红外热图像,按人体几何定位提取心前区左右两侧温差集合,并通过卷积运算提取特征向量,在BP神经网络训练与交叉验证下,建立分类模型,测试集分类准确率达95.56%,新样本可以通过该模型得到准确的分类结果,辅助医生早期发现患者是否存在心肌缺血征兆。但由于样本集数量较少且样本数男性大于女性,测试集规模较小,分类准确率受单个错位样本影

响较大,后续研究可以增加样本集,并均衡男女样本比例,得到更稳定分类模型。所提出的基于红外热成像技术与BP神经网络的心肌缺血预诊断方法可以作为心肌缺血早期发现及预诊断的客观辅助检查,并为心肌缺血诊断提供了新的思路,较传统红外热成像心功能评估方法更加快捷。

参 考 文 献

- [1] Ling T T, Wang L F, Huang M X, *et al.* Value of 3D color-coded imaging device in myocardial ischemia [J]. *Acta Universitatis Medicinalis Anhui*, 2015, 50(12): 1813-1816.
凌婷婷, 王联发, 黄猛珣, 等. 三维彩色显像仪对心肌缺血诊断的价值[J]. *安徽医科大学学报*, 2015, 50(12): 1813-1816.
- [2] Ruzsics B, Lee H, Powers E R, *et al.* Myocardial ischemia diagnosed by dual-energy computed tomography[J]. *Circulation*, 2008, 117(9): 1244-1245.
- [3] Weininger M, Schoepf U J, Ramachandra A, *et al.* Adenosine-stress dynamic real-time myocardial perfusion CT and adenosine-stress first-pass dual-energy myocardial perfusion CT for the assessment of acute chest pain: initial results[J]. *European Journal of Radiology*, 2012, 81(12): 3703-3710.
- [4] Liu X L, Hong W X, Song J L, *et al.* Using infrared thermal asymmetry analysis for objective assessment of the lesion of facial nerve function[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2012, 32(3): 647-650.
刘旭龙, 洪文学, 宋佳霖, 等. 红外热不对称分析用于面神经功能损伤的客观评估[J]. *光谱学与光谱分析*, 2012, 32(3): 647-650.
- [5] Wu Z Y, Liu X L, Hong W X, *et al.* Research on the correlation between the temperature asymmetry at acupoints of healthy and affected side and the severity index of facial paralysis [J]. *Chinese Acupuncture & Moxibustion*, 2010, 30(11): 953-956.
吴振英, 刘旭龙, 洪文学, 等. 面瘫健侧穴位温度不对称性与面瘫严重程度相关性研究[J]. *中国针灸*, 2010, 30(11): 953-956.
- [6] Jones B F. A reappraisal of the use of infrared thermal image analysis in medicine [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1998, 17(6): 1019-1027.
- [7] Xiao Z J, Wan Y W, Li K Y. Clinical application of asymmetry analysis in breast infrared thermal image

- [J]. Chinese Journal of Modern Imaging, 2010.
肖子健, 万颖文, 李凯扬. 乳腺热图像不对称性分析的临床应用价值探讨[J]. 中华现代影像学杂志, 2010.
- [8] Liu X L, Hong W X, Liu J M. Objective assessment of facial paralysis using infrared thermography and formal concept analysis [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(4): 932-936.
刘旭龙, 洪文学, 刘杰民. 基于红外热成像与形式概念分析的面瘫病情客观评估方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(4): 932-936.
- [9] Tang X W, Ding H S, Teng Y C. Pseudo color method for the infrared thermogram display of local breast focus tissue [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(3): 611-615.
唐先武, 丁海曙, 滕轶超. 用于显示乳房局部病灶组织红外热图像的伪彩色方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(3): 611-615.
- [10] Bagavathiappan S, Philip J, Jayakumar T, *et al.* Correlation between plantar foot temperature and diabetic neuropathy: a case study by using an infrared thermal imaging technique [J]. Journal of Diabetes Science and Technology, 2010, 4(6): 1386-1392.
- [11] Pan Y H, Chen W L, Xu S B, *et al.* Clinical report of infrared thermal imaging in screening heart insufficiency and coronary heart disease [J]. Clinical Journal of Chinese Medicine, 2018, 10(13): 111-113.
潘跃红, 陈文良, 许少波, 等. 红外热成像技术筛查心供血不足、冠心病患者的临床价值探讨[J]. 中医临床研究, 2018, 10(13): 111-113.
- [12] Fang Z Z, Shu F, Yuan S Z, *et al.* Application of infrared thermography in clinical pain evaluation [J]. Chinese Journal of Medical Imaging, 2011, 19(12): 931-934.
方镇洙, 舒帆, 袁绍忠, 等. 红外热成像技术在临床疼痛评定标准中的应用进展[J]. 中国医学影像学杂志, 2011, 19(12): 931-934.
- [13] Gupta S, Markey M K, Bovik A C. Anthropometric 3D face recognition [J]. International Journal of Computer Vision, 2010, 90(3): 331-349.
- [14] Huttenlocher D P, Klanderman G A, Rucklidge W J. Comparing images using the Hausdorff distance [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(9): 850-863.
- [15] Paramanand C, Rajagopalan A N. Efficient geometric matching with higher-order features [C] // 19th International Conference on Pattern Recognition, 2008: 1-4.
- [16] Chen Y, Fan R S, Wang J X, *et al.* High resolution image classification method combining with minimum noise fraction rotation and convolution neural network [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(10): 102801.
陈洋, 范荣双, 王竞雪, 等. 结合最小噪声分离变换和卷积神经网络的高分辨影像分类方法[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(10): 102801.
- [17] Xu Y, Sun M S. Convolution neural network image defogging based on multi-feature fusion [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(3): 031012.
徐岩, 孙美双. 基于多特征融合的卷积神经网络图像去雾算法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(3): 031012.
- [18] Qian M Y, Yu Y L. Tactile sensing of fiber bragg grating based on back propagation neural network [J]. Chinese Journal of Lasers, 2017, 44(8): 0806001.
钱牧云, 余有龙. 基于逆传播神经网络的光纤布拉格光栅触觉传感[J]. 中国激光, 2017, 44(8): 0806001.
- [19] Hagan M T, Demuth H B, Beale M H. Neural network design [M]. Dai K, *et al.* Transl. Beijing: China Machine Press, 2002.
哈根, 德姆斯, 比勒. 神经网络设计[M]. 戴葵, 等译. 北京: 机械工业出版社, 2002.