

生物医学图像处理及 特征提取

李海燕 著



科学出版社

生物医学图像处理及特征提取

李海燕 著

科学出版社

北 京

内 容 简 介

本书着重介绍脉冲耦合神经网络 (Pulse Coupled Neural Network, PCNN) 在生物医学图像处理中的应用以及基于活动轮廓模型及图像方向场的生物医学图像处理技术。内容涉及生物医学图像处理及特征提取基础、脉冲耦合神经网络基础理论、活动轮廓模型基础理论和掌纹及指纹方向场基础理论。本书详细介绍了PCNN在图像滤波方面的应用, PCNN及活动轮廓模型在医学图像分割方面的应用, 基于脉冲耦合神经网络的特征检测算法, 以及方向场在手掌特征提取方面的应用等。

本书适用于生物医学工程领域和图像处理领域的科技工作者研读, 也可作为高等学校相关专业研究生的参考用书。

图书在版编目(CIP)数据

生物医学图像处理及特征提取 / 李海燕著. —北京: 科学出版社, 2016.10

ISBN 978-7-03-048102-3

I. ①生… II. ①李… III. ①生物工程—医学工程—图象处理
IV. ①R318.04

中国版本图书馆 CIP 数据核字 (2016) 第 085861 号

责任编辑: 杨 岭 朱小刚 / 责任校对: 彭 竹

责任印制: 余少力 / 封面设计: 墨创文化

科学出版社出版

北京东黄城根北街16号

邮政编码: 100717

<http://www.sciencep.com>

四川煤田地质制图印刷厂印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

*

2016年10月第 一 版 开本: B5(720×1000)

2016年10月第一次印刷 印张: 12 彩插: 16 面

字数: 240千字

定价: 79.00元

(如有印装质量问题, 我社负责调换)

前 言

当代的生物医学图像处理研究充分表现出多学科、大跨度交叉的特点,是将信息科学、医学和生物学知识与计算机程序设计思想有机地融合在医学图像处理研究之中,是生物医学工程领域发展最迅速的学科之一。近年来,随着 X-CT、B 超等成像技术的发展与完善,以及在生物体表特征与疾病相关性、易感性研究的发展,生物医学图像处理及特征提取技术在生物医学工程科研和医学临床实践中的影响和作用越来越大。无论是医学工作者,还是工程技术人员都感受到这两门学科互相融合和互相促进的必然性和必要性。基于此背景,作者根据数字图像分析理论与生物图像及特征,以神经网络、活动轮廓模型及图像方向场为基本理论,结合数字图像处理的基本技术,展开了图像滤波、分割及生物特征提取等图像处理技术的研究。本书正是对以上工作的汇总。

本书在写作过程中,参阅了该领域许多相关著作及科研成果。博士生导师徐丹教授对本书的主要算法给予了严谨的指导,研究生程园园、曾海泥、刘元龙、李洪达和田乐为本书所取得的成果做了大量的研究工作。本书研究的成果获得了国家自然科学基金项目(61561050)的资助。云南大学信息学院各级领导和云南大学生物医学工程研究团队——施心陵教授、陈建华教授、张榆锋教授等对本书出版给予了大力支持,在此一并致以诚挚的感谢!

由于编者时间所限,书中可能存在错误及不妥之处,敬请各位专家、同行和广大读者不吝批评指正!

目 录

第 1 章 生物医学图像处理及特征提取基础	1
1.1 脉冲耦合神经网络基础理论	1
1.2 超声医学图像基础	10
1.3 活动轮廓模型基础理论	16
第 2 章 基于脉冲耦合神经网络图像去噪算法	22
2.1 单一链接脉冲耦合神经网络自适应脉冲噪声滤波	22
2.2 基于简化的 PCNN 模型的混合噪声滤波	31
2.3 基于 PCNN 赋时矩阵可变步长的高斯噪声滤波	36
2.4 灰度极限脉冲耦合神经网络混合噪声滤波	44
2.5 基于 Matching Pursuit 与阈值单向衰减的脉冲耦合神经网络超声多普勒血流信号声谱图降噪与去斑	52
第 3 章 基于脉冲耦合神经网络的特征检测算法	65
3.1 基于 Unit-Linking PCNN 的特征提取	65
3.2 Unit-Linking PCNN 时间签名在人脸检测中的应用	70
第 4 章 基于脉冲耦合神经网络与活动轮廓 模型的图像分割算法	74
4.1 基于灰度迭代阈值的脉冲耦合神经网络图像分割	74
4.2 基于模糊 C 均值聚类能量最小化的活动轮廓 模型的超声图像分割	87
4.3 基于方差能量最小化的活动轮廓的超声图像分割	99
第 5 章 基于方向场的掌纹和指纹特征提取算法	115
5.1 改进圆盘法提取手掌特征点及指长比算法	115
5.2 基于方向场的掌纹 ATD 角的提取与计算算法	137
5.3 基于图像灰度的指纹方向图计算	152
5.4 指纹奇异点的检测算法	161
5.5 基于奇异点的纹型分类	173
参考文献	181
彩色图版	181

第1章 生物医学图像处理及特征提取基础

1.1 脉冲耦合神经网络基础理论

自20世纪初以来,数字图像处理技术被广泛运用于军事、科学、通信、医学等领域,在科学研究、社会生产及人类生活的各个领域发挥着越来越重要的作用。数字图像处理技术与计算机视觉是一个没有明确界限的连续统一体,在这个连续统一体中,数字图像处理一般涉及低级、中级和高级三种典型的计算处理和应用。低级数字图像处理包括图像降噪、对比度增强及图像锐化等;中级处理包括图像分割、边缘提取及缩减对目标的描述等;高级处理包括图像理解和图像识别等。数字图像处理的高级目标是研究用计算机去模拟人眼的视觉系统,然而因为人类本身对自己的视觉系统及视觉过程理解还较欠缺,因此基于人眼视觉特性和视觉过程的数字图像处理及数字图像理解、识别技术仍是一个有待进一步探索的新研究领域。

要实现用计算机模拟和仿真人眼的视觉系统,就需要对人眼的视觉系统和视觉过程进行数学建模。人工神经网络即是在对生物神经网络研究的基础上建立起来的脑神经系统模拟网络,20世纪40年代心理学家 McCulloch 和数学家 Pitts 提出了神经元模型,这种模型被称为 MP 模型,并就此拉开了人工神经网络研究的序幕。随后学者们提出了许多神经元模型和学习规则,如 Hebb 学习规则和感知器等,但在1970—1986年人工神经网络的发展经历了一个比较缓慢的低潮阶段。20世纪80年代中期,PDP研究小组^[1]首次提出了人工神经网络后向学习算法(back-propagation),使得人工神经网络可以通过隐层进行学习或训练,这就是著名的BP网络。此后,因人工神经网络不仅具有数值计算能力,还具有处理知识的思维、学习和记忆能力,所以受到特别的重视,逐渐形成了研究和应用人工神经网络的一个高潮。目前,人工神经网络已被成功地应用于图像处理的各个领域,如图像预处理及滤波、图像压缩与特征提取、图像分割、目标检测与识别、图像理解及优化等。然而,目前人工神经网络对大脑结构的模拟与真实生物大脑的活动过程相比,存在以下不同:

(1)传统人工神经网络的输入一般为一个数值,如电压值;而生物神经细胞的输入与输出均为脉冲串,脉冲串的发放频率表示细胞的兴奋状况。

(2)大多数传统人工神经网络只考虑了空间的累加而没有考虑时间的累加。

(3)传统人工神经网络没有较好地模拟生物神经元的疲劳与不应期。

1989年, Eckhorn 和 Gray 对猫等哺乳动物大脑视觉皮层进行了研究^[2]; 1990年 Eckhorn 提出了展现猫大脑皮层脉冲同步发放特性的网络模型; 1993年 Johnson 以 Eckhorn 的网络模型为基础, 提出了脉冲耦合神经网络(pulse coupled neural network, PCNN)^[3], 从此拉开了以生物视觉特性为基础的新一代人工神经网络研究和应用的序幕。

1.1.1 PCNN与图像分割技术

由于图像分割在计算机视觉、图像识别及图像分析中的重要性, 自 20 世纪 50 年代中期以来, 研究者对图像的分割技术进行了广泛而深入的研究, 针对各种不同的图像提出了许多不同的分割算法。关于图像分割问题, 首先, 在将三维景物投影为二维图像时, 丢失了图像的深度信息; 此外, 场景中的诸多因素(如光源、物体表面几何特性和属性以及物体与成像设备间的空间关系等)都被综合为单一的图像灰度值; 再有, 在成像过程中不可避免地引入畸变或噪声, 这些问题都导致图像分割是一个信息不足的不适定问题。因此, 不可能存在一种通用的、对任何图像都有用和有效的图像分割方法。

脉冲耦合神经网络源于哺乳动物视觉特性, 因此, 基于脉冲耦合神经网络的图像分割方法较好地依赖了图像的自然属性, 与现有的分割方法相比, 是一种结合视觉特性的自然图像分割方法。现有的 PCNN 分割方法可分为一般的 PCNN 分割方法及自动的 PCNN 分割方法两类。常见的 PCNN 分割方法如下: 1999 年, Kuntimad 等^[4]介绍了 PCNN 图像分割的原理及其在图像分割领域的巨大潜力并分析了目标与背景重叠时的最佳分割条件, 从此, PCNN 基于空间邻近和灰度相似的脉冲并发特性开始被用于图像分割; 根植区域生长法(seeded region growing, SRG)是一种快速且无须参数选择的图像分割方法, 但是需要预先确定每个区域的种子位置, Stewart 等^[5]提出了基于 PCNN 确定 SRG 种子位置的方法, 实现了完全自动的 SRG 分割方法; Karvonen 等^[6]将 PCNN 成功地用于 SAR 图像的分割; 刘勃等^[7]从原始图像与分割图像的目标、背景之间的差异性出发, 提出了最小交叉熵的 PCNN 分割方法, 实现了自动确定循环次数与自动选取最佳阈值; 马义德等^[8]提出了利用遗传算法来确定 PCNN 的网络参数并利用分割图像的最大香农熵来确定 PCNN 的循环迭代次数的分割算法; 顾晓东等^[9]提出了简化的 Unit-Linking PCNN 分割算法, 该算法结合分割图像的最大香农熵来确定 PCNN 的循环次数; 聂仁畅等^[10]也在 Unit-Linking PCNN 网络模型的基础上, 提出了基于最小交叉熵, 结合最大香农熵及最小交叉熵, 对图像进行分块和预处理等多种准则来确定最佳的 PCNN 分割循环次数的方法。

1.1.2 PCNN与图像滤波技术

PCNN 的脉冲同步发放特性使得在位置上相近且灰度值相似的神经元同步发放脉冲,噪声一般与周围像素在灰度值上存在较大差异,因此,不与邻域像素同步点火的神经元与噪声有相似的特性,依此定位出噪声,再对噪声进行滤波处理,而保持信号神经元的灰度值不变。所以,PCNN 的滤波方法在滤除噪声的同时,较好地保持了图像的边缘及细节信息。现有的基于 PCNN 的滤波技术主要分为 PCNN 椒盐噪声滤波模型、PCNN 高斯噪声滤波模型以及 PCNN 混合噪声滤波模型 3 类。

PCNN 椒盐噪声滤波模型主要根据椒盐噪声污染图像中亮度最低或最高像素的特点,对传统 PCNN 模型进行简化,利用 PCNN 模型的脉冲点火性能,定位出噪声像素,对噪声像素进行数学形态学滤波、类中值滤波或者中值滤波,而保持其他像素的灰度值不变。PCNN 椒盐噪声滤波模型主要在自适应选择参数、循环迭代次数、滤波窗口与滤波次数等方面进行了改进,该方法与传统基于窗函数滤波法和极值中值滤波算法比较表现出明显的优越性。

高斯噪声的特点是含噪图像的每一像素点的灰度强度都不同程度地发生偏移,即使同一灰度强度的像素,其污染程度也存在差异,因此高斯噪声比椒盐噪声难滤除。文献[11]通过对脉冲耦合神经网络运行机理的分析,对 PCNN 的硬限幅函数进行改进,提出了 PCNN 高斯噪声滤波模型。该滤波模型对低方差的高斯噪声滤波效果较好;为了能有效滤除高方差高斯噪声,文献[12]提出了对大噪声像素和小噪声像素分别定位和采取不同滤波的方法,取得了较好的滤波效果。基于 PCNN 高斯噪声滤波方法先对噪声进行定位,然后仅对噪声进行滤波,因此,比起传统的窗函数滤波方法在滤除噪声与保持边缘方面有一定的优越性。

文献[13]提出了一个包含 4 个 PCNN 模型的双通道并行滤波 PCNN 模型,该模型两个通道的不同 PCNN 模型根据其脉冲点火特性,分别对椒盐噪声和高斯噪声进行定位和滤除,实验结果表明,该模型对滤除椒盐噪声、高斯噪声以及椒盐、高斯混合噪声均有较好的性能。

1.1.3 PCNN与生物医学图像处理技术

鉴于 PCNN 良好的生物视觉特性,常被用于生物医学图像处理。文献[14]结合 PCNN 和非线性各向异性扩散模型,提出了改进的 PCNN 模型并将其用于医学眼底图像的处理;文献[15]提出了一个多通道的 m-PCNN 模型,进行多模医学图像融合;文献[16]提出了一种基于 PCNN 的分割方法,用于自动分割鼠类大脑组织。医学超声信号由于具有实时性、无损伤、无射线辐射等优势,在现代医学诊断中占有重要地位。目前,超声多普勒血流信号被广泛用于心血管疾病诊断、胎儿心率检测、超声多普勒成像等方面,因此,对超声多普勒血流信号及其声谱图

的研究也比较广泛，但是，将 PCNN 用于超声多普勒血流信号声谱图的降噪去斑未见报道。

1.1.4 PCNN 与目标检测技术

PCNN 每一次循环点火过程，均将神经元分为点火的神经元与不点火的神经元，每次循环时对点火神经元的数目进行累加，多次循环后可得到一个一维的信号，称为 PCNN 时间签名。顾晓东等^[17]对传统的 PCNN 模型进行简化，提出了 Unit-Linking PCNN 模型，详细分析 Unit-Linking PCNN 时间签名具有平移、旋转、尺度变换等多种不变性的特性，并将该时间签名用于检测图像中的单目标；文献[18]将 Unit-Linking PCNN 时间签名用于人脸检测；文献[19]将 PCNN 神经元的点火矩阵进行傅里叶变换后来识别一些形状简单的目标；文献[20]提出了快速抑制链接的 PCNN 模型对提取的人脸图像进行预处理然后进行检测的方法；文献[21]、[22]分析了 PCNN 的链接参数并将其应用于彩色图像的人脸检测。

1.1.5 脉冲耦合神经网络基本模型

1990 年 Eckhorn 观察到猫的大脑皮层脉冲同步发放现象，提出了展示该现象的链接模型^[2]。1993 年 Johnson 以 Eckhorn 的链接模型为基础，提出了第三代人工神经网络新模型——脉冲耦合神经网络 (pulse coupled neural network, PCNN)^[3]。PCNN 神经元在脉冲耦合、时空累加及模仿生物神经元的疲劳与不应期这三方面比传统的人工神经网络更好地模仿了生物神经元，更符合人眼的视觉特性，且不需要训练就可实现分割、降噪、目标检测等图像处理，是一种新型的更接近生物模型的神经网络，近年来被用于图像处理的许多领域。

传统脉冲耦合神经网络存在多种不同的结构，但是每种结构之间并没有本质的差异。当所有神经元的结构相同时，传统的 PCNN 单个神经元 $N_{i,j}$ 由接收域、调制部分和脉冲产生器三部分组成，其结构如图 1-1 所示。

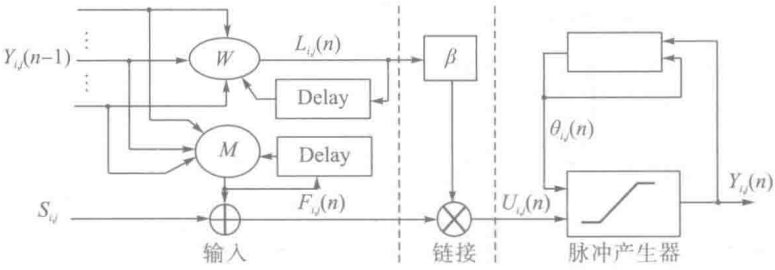


图 1-1 PCNN 神经元 $N_{i,j}$ 的结构

图中 $S_{i,j}$ 为输入图像像素 (i,j) 的原始灰度值， $F_{i,j}(n)$ 为神经元 $N_{i,j}$ 的馈送域输

入通道, $L_{i,j}(n)$ 为神经元 $N_{i,j}(n)$ 的链接域通道, β 为链接强度系数, $U_{i,j}(n)$ 为 $L_{i,j}(n)$ 加上一个偏移量后与 $F_{i,j}(n)$ 相乘调制得到的内部状态信号, $\theta_{i,j}(n)$ 为神经元 $N_{i,j}(n)$ 的门限阈值, $Y_{i,j}(n)$ 为神经元 $N_{i,j}(n)$ 的脉冲输出值。神经元 $N_{i,j}(n)$ 的模型可用离散数学方程描述为

$$F_{i,j}(n) = \exp(-\alpha_F)F_{i,j}(n-1) + V_F \sum_{k \in G} M_k Y_k(n-1) + S_{i,j} \quad (1-1)$$

$$L_{i,j}(n) = \exp(-\alpha_L)L_{i,j}(n-1) + V_L \sum_{k \in G} W_k Y_k(n-1) \quad (1-2)$$

$$U_{i,j}(n) = F_{i,j}(n)[1 + \beta L_{i,j}(n)] \quad (1-3)$$

$$Y_{i,j}(n) = \text{step}[U_{i,j}(n) - \theta_{i,j}(n)] = \begin{cases} 1 & U_{i,j}(n) > \theta_{i,j}(n) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1-4)$$

$$\theta_{i,j}(n) = \exp(-\alpha_T)\theta_{i,j}(n-1) + V_T \sum_{k \in G} Y_k(n-1) \quad (1-5)$$

式中, G 为神经元 $N_{i,j}$ 的邻域矩阵; M 、 V_F 和 W 、 V_L 分别为馈送域 F 和链接域 L 的链接权系数矩阵和放大系数; V_T 为阈值 θ 的放大系数; α_F 、 α_L 和 α_T 分别为 F 通道、 L 通道和阈值 θ 的时间衰减系数。

从公式(1-1)可知, 神经元 $N_{i,j}$ 第 n 次迭代得到的馈送域输入与图像像素的灰度值 $S_{i,j}$ 、上一时刻的馈送域 $F_{i,j}(n-1)$ 随时间衰减后的输入灰度和邻域像素上一时刻的输出三部分有关, 说明 PCNN 在进行图像处理时, 每次迭代处理的结果既与图像像素原始灰度有关, 又与上一时刻迭代的输入灰度有关, 同时又考虑了邻域像素对当前像素的影响。

从公式(1-2)可知, 神经元 $N_{i,j}$ 第 n 次迭代的链接域输入与上一时刻的链接域 $L_{i,j}(n-1)$ 随时间衰减后的输入灰度和邻域像素上一时刻的输出两部分有关。

从公式(1-3)可知, 神经元 $N_{i,j}$ 第 n 次迭代得到的内部状态 $U_{i,j}(n)$ 由 $L_{i,j}(n)$ 乘上链接强度 β 后与 $F_{i,j}(n)$ 调制而成, 说明内部状态 $U_{i,j}(n)$ 与链接域、馈送域和链接强度有关。

从公式(1-4)可知, 神经元 $N_{i,j}$ 第 n 次迭代得到的脉冲输出 $Y_{i,j}(n)$ 取决于内部状态 $U_{i,j}(n)$ 和阈值 $\theta_{i,j}(n)$ 的比较结果。

从公式(1-5)可知, 神经元 $N_{i,j}$ 第 n 次迭代得到的阈值函数 $\theta_{i,j}(n)$ 与上一时刻的阈值和上一时刻邻域的脉冲输出有关。

1.1.6 脉冲耦合神经网络的图像处理原理

在进行图像处理时，PCNN 的网络结构为一个神经元个数与图像像素相等的单层二维网络，每个神经元对应一个图像像素，如图 1-2 所示。

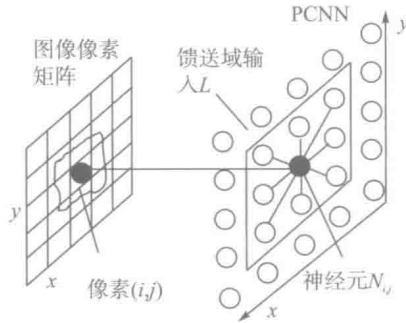


图 1-2 PCNN 图像分割模型

在无耦合链接的情况(即 $\beta=0$)下，假设初始阈值 $\theta(0)=0$ ，神经元 $N_{i,j}$ 输入域 $F_{i,j}(0)=S_{i,j}$ ，即为待处理图像的像素灰度值，在神经元孤立不与邻域神经元相链接的情况下， $U(0)-\theta(0)=S-0>0$ ，所有神经元均自然点火，输出 $Y(0)=1$ 。由公式(1-5)可知，神经元点火后，阈值函数增加为 V_T ，一般设 $V_T>S_{i,j}$ ，则所有神经元均不点火，输出 $Y(1)=0$ 。在阈值函数衰减至 $\theta_{i,j}(k)\leq S_{i,j}$ 之前，神经元 $N_{i,j}$ 的输出为 0，直到时刻 k ，该神经元再次点火，这样的过程周期循环，如图 1-3 所示。PCNN 神经元自然点火产生恒定周期的脉冲序列 $Y_{i,j}(n)$ ，且外部刺激即像素亮度的强度越强，对应神经元的点火频率就越高。不同亮度强度输入的神经元在不同时刻点火，而相同亮度强度输入的神经元则在同一时刻点火。

在存在耦合链接的情况($\beta\neq 0$)下，由于 PCNN 中各神经元之间的耦合链接，当外部刺激输入强度最强的神经元 $N_{i,j}$ 在 t 时刻点火时，导致与它邻近的神经元 $N_{m,n}$ 在这一时刻的内部行为由原来的 $F_{m,n}$ 变为 $F_{m,n}(1+\beta L_{m,n})$ 。如果 $F_{m,n}<\theta_{m,n}$ ，而 $F_{m,n}(1+\beta L_{m,n})>\theta_{m,n}$ ，则原本不点火的神经元 $N_{m,n}$ 被神经元 $N_{i,j}$ 捕获，在 t 时刻提前点火，如图 1-4 所示；而点火的神经元 $N_{m,n}$ 又继续去捕获其邻域的神经元。如果 $F_{m,n}<\theta_{m,n}$ ，且 $F_{m,n}(1+\beta L_{m,n})<\theta_{m,n}$ ，则说明神经元 $N_{m,n}$ 的灰度与神经元 $N_{i,j}$ 的灰度相差较大，未被捕获而提前点火。被捕获提前点火的神经元继续去影响周围邻域神经元的激活状态。整个循环捕获的过程就形成以空间近邻和亮度强度相似集群的特征，将图像映射为含有时间特性的点火图，从而形成具有相似性质的区域。PCNN 的点火体现了图像中同一区域内像素点亮度之间的相似性，其脉冲并

行传播的特性又充分利用了图像像素之间的空间位置信息。从图像处理的角度来说, PCNN 的点火时序 $Y(n)$ 包含有图像区域信息、边缘及纹理特征等信息, 这使得 PCNN 在图像处理方面有理论依据和应用潜力。

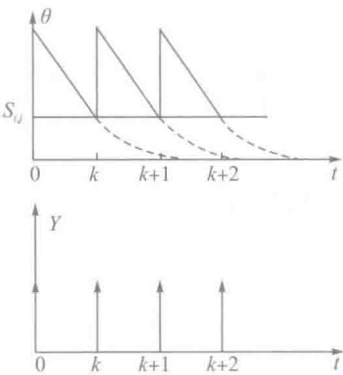


图 1-3 神经元 $N_{i,j}$ 的自然点火行为

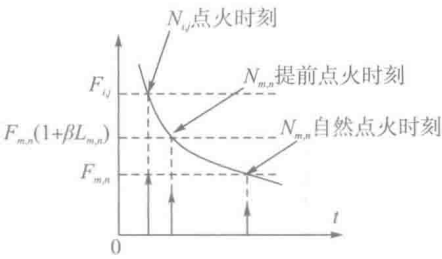


图 1-4 神经元 $N_{m,n}$ 被捕获点火时刻

1.1.7 脉冲耦合神经网络图像处理特性分析

从以上对脉冲耦合神经网络图像处理原理分析得知, 与传统人工神经网络相比, 脉冲耦合神经网络在进行图像处理时具有脉冲耦合特性、时空累加特性、阈值动态变化特性、神经元的捕获特性以及脉冲并行传播特性等。

1. 脉冲耦合特性

脉冲耦合神经网络的输入和输出都为脉冲信号, 这就是脉冲耦合神经网络的脉冲耦合特性。在这一点上, 脉冲耦合神经网络比传统人工神经网络更好地模拟了生物神经元。

2. 时空累加特性

脉冲耦合神经网络的神经元既有输入信号的空间特性, 又有因时间延迟所产生的时间特性, 这即是脉冲耦合神经网络的时空累加特性。在这一点上, 脉冲耦合神经网络也比传统的人工神经网络更好地模仿了生物神经元。

3. 阈值动态变化特性

由式(1-5)可知, 阈值是随时间指数衰减变化的, 其变化既与当前阈值有关, 又与神经元当前的输出有关。当神经元的内部行为 U 大于当前的阈值时, 神经元点火输出 1, 该神经元的输出脉冲反馈去调整阈值, 使得阈值迅速升高, 在短时间内不再点火, 较好地模仿了生物神经元的不应期。因此, 在神经元间无耦合链

接的情况($\beta = 0$)下,任意时刻的点火图就对应该时刻阈值下的二值图像;在神经元间存在耦合链接的情况($\beta \neq 0$)下,任意时刻的点火图对应该时刻的阈值下具有捕获功能的二值图像。

4. 神经元的捕获特性

脉冲耦合神经网络神经元的 F 通道接收来自外界的输入信号; L 通道接收来自邻域神经元的输入信号; L 通道的信号加上一个偏移量后与 F 通道的信号进行相乘调制,得到神经元的内部状态信号 U ; L 通道与 F 通道之间链接的紧密程度由 β 进行调节。因此,当某一神经元点火时,其输出的脉冲信号就传递到其邻域神经元的 L 通道,进而调整邻域神经元的内部状态信号 U ,使得邻域中与目标神经元亮度相似的神经元被捕获而提前点火。 β 值越大,捕获能力越强,这样就形成了位置相邻、亮度相似的神经元同步发放脉冲的现象,这一特性较好地模仿了生物大脑皮层神经元间的脉冲同步发放现象。

5. 脉冲并行传播特性

当某一神经元的内部状态信号 U 大于该时刻的阈值 θ 时,则该神经元点火后去捕获其邻域内亮度值相似的其他神经元,被捕获点火的邻域神经元的输出信号又继续去调整其邻域内其他神经元的内部状态信号 U ,而重复之前的捕获与被提前点火的过程,如此重复延续下去,就使得最初点火的神经元输出的脉冲信号在整个网络中传播开,这就是脉冲耦合神经网络的脉冲并行传播特性。

脉冲耦合神经网络进行图像处理和其他领域的应用时,基本都是利用以上 5 个特性。由于脉冲耦合神经网络具有这些良好的特性,较真实地模拟了生物视觉系统的工作原理,因此是值得深入研究的新一代神经网络模型。

1.1.8 脉冲耦合神经网络在数字图像处理中的应用

脉冲耦合神经网络是以猫等哺乳动物大脑皮层视觉神经细胞同步脉冲发放机制为基础提出的,因此与传统的人工神经网络相比较,在数字图像处理方面具有良好的生物学背景。首先,脉冲耦合神经网络不需要训练即可实现图像处理,因此适合图像的实时处理应用;其次,在进行数字图像处理时,脉冲耦合神经网络是一个与待处理图像同样大小的二维网络,克服了传统人工神经网络对隐层没有较好的数学或生物解释的缺点;最后,脉冲耦合神经网络的脉冲并行传播特性将二维空间的处理对象转化为一维时间脉冲序列,该序列包含了图像的灰度信息和空间位置信息。因此,脉冲耦合神经网络在图像处理方面具有很大的潜力。目前脉冲耦合神经网络已被广泛地应用于图像降噪、分割、阴影去除、增强、滤波、细化、最短路径检测、优化、目标识别及边缘检测等领域,并显示了巨大的优越性。下面结合对脉冲耦合神经网络在图像处理方面的应用研究,介绍脉冲耦合神

神经网络在图像分割、图像降噪和目标检测与识别方面的原理。

1. 图像分割

通过对脉冲耦合神经网络的模型和工作机理分析可知,在脉冲耦合神经网络神经元间存在耦合链接时,灰度值较大的神经元首先点火,点火的神经元捕获其邻域内灰度值相似的神经元,使得这些神经元被捕获而提前点火。这些点火的神经元又去捕获其邻域内的其他神经元,如此重复,形成了并行传播的捕获脉冲波,这个一维的脉冲波包含了图像的灰度及图像像素之间的空间位置关系。当捕获结束时,脉冲波中同时点火的神经元就对应图像中灰度相似且空间位置相近的区域;不同时点火的神经元就对应图像中的不同区域。因此,实现了图像的分割。

2. 图像降噪

一般噪声是随机的,被噪声污染图像像素点的亮度与未被污染图像像素点的亮度相关性弱且亮度值相差较大。在用脉冲耦合神经网络对图像进行降噪处理时,若某一目标像素的邻域内存在噪声像素,由于噪声的灰度值与图像像素的灰度值存在较大差异,目标像素点火将不能捕获其邻域的噪声像素,因此就出现两种现象:①目标神经元点火而其邻域中大多数的神经元均未点火,可将目标神经元判定为被噪声污染的像素,其灰度值比实际值高;②目标神经元未点火而其邻域中大多数的神经元均已点火,说明目标神经元已被噪声污染,其灰度值比实际值低。脉冲耦合神经网络进行降噪处理时,可以首先定位被噪声污染的像素,再对被噪声污染的像素进行滤波或灰度值调整,因此可以较好地保留图像的边缘细节和一些纹理特征。

3. 目标检测与识别

由公式(1-4)可知,脉冲耦合神经网络的输出 $Y_{i,j}(n)$ 表示神经元 $N_{i,j}$ 在时刻 n 的点火情况,若 $Y_{i,j}(n)=1$,则表示神经元 $N_{i,j}$ 在时刻 n 点火;反之,若 $Y_{i,j}(n)=0$,则表示神经元 $N_{i,j}$ 在时刻 n 未点火。将时刻 n 点火的所有神经元个数累加,即可得到脉冲耦合神经网络在时刻 n 的点火神经元个数;对图像进行 M 次迭代并记录每次迭代的点火神经元个数,可得到一个一维的长度为 M 的点火时序,称为时间签名。该点火时间序列具有旋转不变性、尺度不变性、透视不变性;而且包含了图像的灰度信息和图像像素的空间位置信息,即图像的内部几何特性所在^[17]。因此,可将脉冲耦合神经网络的时间序列作为目标图像的特征,进行目标的检测或结合其他的分类器进行目标识别。

1.2 超声医学图像基础

超声医学图像是医护人员对病人的病情进行诊断和治疗的关键凭证。因此,医学图像清晰与否是改善病人病情的一个重要依据,这也就推动了医学成像的分析和处理的发展。通常,对医学图像的分析主要根据放射科医生的主观经验。这样做非常浪费时间且对图像的判断也很主观,容易造成对病人病情的误判。基于上述原因,为便于对不同的医学图像分析与处理,有必要使用计算机辅助图像分析技术。所有这些图像技术可以用一个通用的图像工程框架来表示,它包括三个层次:从低到高依次是图像处理、图像分析和图像理解。近年来,图像工程已经成为一门新的学科,并取得了很大的进步。图像分割是图像处理关键的第一步,它也是图像分析的最主要的任务之一。图像处理技术首先是基于图像分割来提取待分割图像的信息(数据),它是分割目标的特征表现形式。显而易见,分割的结果对特征测量的精确性具有相当大的影响。

计算机医学图像分割在医学成像的应用中扮演着很重要的角色,该技术被广泛应用于不同的医学领域,如病情诊断、解剖结构和人机一体化的治疗等。然而,由于人体解剖结构的可变性和复杂性,医学图像分割仍是一个难题。此外,由于医学超声图像固有的斑点噪声,使得医学成像技术很难获得一个快速的、精确的分割结果。在某种意义上,计算机化的分割技术应当是自动执行的;然而,现实是至今大多数还是需要人工交互。

一个好的分割方法应该在合理的时间内得到准确的分割结果。准确的分割结果意味着在一定的标准内,分割的区域应该是统一和均匀的,且这些区域没有许多小孔。最后,根据所选择的标准,相邻区域应具有不同的值。好的分割结果的另一个重要的标准是能够独立于人工干预。一个成功的超声图像分割技术应该是基于图像的先验知识,比如图像的像素、纹理特征等。

超声成像技术因其产生的无电离辐射和低功耗的声波对人体无害且只需几分钟就可以看到图像,因此被广泛地应用于各个医学领域。超声图像的另外两个优势是相对较低的成本和可移植性。不幸的是,超声成像技术普遍的问题是斑点噪声。无论是手工分割还是计算机辅助分割,以及超声图像的低对比度和弱边界都影响了图像的处理,特别是对图像分割。

对超声图像进行分割是对病人的诊断与治疗的最重要的程序之一。最近,对超声图像的分割,主要集中于形状和斑点噪声的先验知识。本节的主要目的是设计一个无须人工交互要求的自动分割技术,以及不需要任何预处理步骤来克服斑点噪声并可以应用于各种类型的超声图像。实验表明,本节算法能快速、准确地找到待分割目标,并提取目标轮廓边界进行图像分割。

1.2.1 超声医学成像技术及诊断类型

医学诊断使用超声成像技术已经超过了 60 年。由于超声成像技术对人体的安全性,其有着其他技术无可取代的地位。

1. 超声成像技术

超声成像技术是集医学、工学和理学一体化的医疗诊断。凡是高于人类可听到的频率的声学技术在医学上的应用都叫超声医学。人类能听到或感觉到的声波和机械波的频率范围为 20Hz~20kHz。超声波的频率超过 20kHz,是人的感觉器官感觉不到的高频率的机械波。介质的波是由某种材料的分子作用产生,通过邻近的分子作用,使能量从一个地方到另一个地方。声波是声源振动产生的波,有横波、纵波和表面波三种形式。横波垂直于波的传播方向;纵波沿波的传播方向移动,可以在固体、液体和气体之间传播。超声波是典型的纵波。进行超声医学检测时,首先由超声仪的传感器发生一个超声波并指向人体组织与其发生作用,再由传感器接收。接收到的波反映了病人的组织情况,包含了病人的重要诊断信息。超声波的主要特性是速射性、反射和折射、散射和衍射、干涉、吸收。下面介绍这几种特性。

1) 速射性

超声波与一般的声波性质不同的是超声波具有速射性,即可将能量汇聚在同一个方向上进行传播,有很强的方向性。由换能器发出的超声波呈很窄的圆柱形状分布。

2) 反射和折射

超声波成像的最重要现象是反射。由反射定律可知光的反射角与入射角相等,所以用超声仪检查疾病时,应尽量使传感器发出的声波与人体组织垂直。声阻抗是衡量超声波反射强弱的指标。声阻抗被定义为

$$Z = \rho v \quad (1-6)$$

式中, v 为声音在介质中的速度, m/s; ρ 为介质的密度, kg/m^3 ; Z 为声阻抗, $\text{kg}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ 。在两介质交界面的反射能量主要取决于两介质声阻抗的差值。

由于生物界面的声阻抗不同,就能够用超声波去描述生物体的组织结构。交界面的反射系数(或反射率)表示为

$$\alpha_R = [(Z_2 - Z_1) / (Z_2 + Z_1)]^2 \quad (1-7)$$

式中, Z_1 为介质 1 的声阻抗; Z_2 为介质 2 的声阻抗。反射系数越大,入射超声束反射越强;反射系数越小,反射越弱。

在传播的过程中,波的传播方向与原方向发生偏离的现象就是折射,遵循折射定律。当超声波入射到两介质的交界面角度小于 90° 时,有一部分能量会反射到第 1 介质面,剩下的部分以原来相同的角度射入第 2 介质面,这主要是由于两

种介质内声速不同所致。

3) 散射和衍射

超声波的入射波射入物体的界面远远小于超声波的波长时，波向四面八方发散，这种现象叫散射。由于这种现象具有很强的频率依赖性，因此超声波可用于检测生物体组织的性质。当超声波的频率改变时，同种物质散射出的声束不同。这种效果提供了重要的诊断信息。当超声波远离声源时，波向四周传播，这种现象叫衍射。随着声源直径的减少，衍射现象会越发增强。当声束穿过近似波长的小孔时，衍射现象也会发生，所以波长越短超声波的分辨力越好。

4) 干涉

干涉是由于波的叠加和代数求和而产生的。相同频率的两个声波同相时，两波的波峰和波谷同步产生，引起相干干涉。相干干涉会导致波的振幅增大。相同频率的两个声波异相时，则会出现相消干扰(即波峰对应着波谷，反之亦然)，将会产生零振幅。

5) 吸收

吸收是超声波的能量转换成另一种能量，主要是热能的过程。吸收的速度与介质的黏度、介质的松弛时间、超声波的频率有关。黏度指介质中分子相对运动的阻力。若介质的黏度过高，则需要更多的能量去克服分子之间的摩擦力，使更多的能量以热能的形式白白地浪费掉了。介质的松弛时间则是经过干扰后，分子返回原位置所需要的平均时间。如果介质的松弛时间短，介质的分子会在第二波干扰前返回原位置；否则当第二波来临时，介质分子还没有返回原来位置；这样就需要更多的额外能量来扭转分子的方向，即更多的能量被耗散。同一介质中，高频率波的吸收速度高于低频率的波。波的频率增加，则分子需要移动的速度更快，需要更多的热能来提高速率。同时，对于高频率的波，介质中的分子需要更短的间隔时间返回原位置，就需要更多的能量来改变分子的移动方向，因此能量吸收的速率更快。

超声波的吸收遵循如下指数关系：

$$A=A_0 \exp(-\alpha x) \quad (1-8)$$

式中， A 为波在 x 点的振幅； A_0 为波的原始振幅； α 为振幅的吸收系数； x 为波传播的距离。

2. 超声成像的诊断类型

超声成像的诊断类型主要包括 A 型、B 型、M 型和 D 型。

1) A 型

A 型扫描是超声检查的一个最简单的类型，属于基于回声测距的振幅模式扫描，回声由换能器接收。超声波波束以线状路径射入人体，在不同组织的界面上