

ICM 与数学形态学在图像处理中的等价性

孔韦韦¹, 雷英杰², 周创明², 雷 阳¹

(1. 武警工程大学 信息工程系, 西安 710086; 2. 空军工程大学 导弹学院, 三原 713800)

摘 要 通过对交叉视觉皮层模型 (ICM) 运行特点的研究, 揭示了 ICM 与数学形态学间的本质联系, 并以颗粒分析为例进行了详尽的推导, 得出 ICM 与一定结构元素下的数学形态学方法等效的结论. 研究还发现, 当 ICM 用于图像处理时, 其脉冲并行传播特性行为完全等价于数学形态学中一定结构元素下的基本运算, 从而为 ICM 日后的研究与发展提供了严谨的数学依据.

关键词 交叉视觉皮层模型; 数学形态学; 图像处理; 颗粒分析

Equivalence property between ICM and mathematical morphology in image processing

KONG Wei-wei¹, LEI Ying-jie², ZHOU Chuang-ming², LEI Yang¹

(1. Department of Information Engineering, Engineering University of Armed Police Force, Xi'an 710086, China;

2. Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan 713800, China)

Abstract By researching on the function properties of Intersecting Cortical Model (ICM), the inherent relations between ICM and Mathematical Morphology (MM) have been revealed. Moreover, the conclusion that ICM is equal to the MM algorithm with certain structuring elements can be deduced from the elaborate analysis of granule. Meanwhile, our study shows that the parallel pulse transmission behavior is entirely equivalent to the basic operators of MM with certain structuring elements. Obviously, the above conclusions provide ICM with precise mathematical bases which are beneficial to the intending researches and development of ICM a lot.

Keywords intersecting cortical model; mathematical morphology; image processing; granule analysis

1 引言

数学形态学理论是由法国科学家 Matheron 等于 1964 年创立的, 其最初目的是用于对矿石进行多孔介质渗透性分析, 但由于其独特的运算方式和强大的信息处理性能而日益引起图像处理领域的密切关注. 目前, 数学形态学已发展为图像处理领域的一个重要研究方向.

20 世纪 90 年代, Eckhorn 等^[1-4] 根据猫大脑皮层的脉冲同步发放现象提出了脉冲耦合神经网络 (pulse coupled neural network, PCNN) 模型, 它是一种不同于传统人工神经网络的新型网络模型, 近年来已被广泛应用于图像处理^[5-8] 领域, 并显示出极大的优越性. 然而, 异常复杂的框架结构以及大量待确定参数的存在仍是制约其发展的一个瓶颈. 交叉视觉皮层模型 (intersecting cortical model, ICM)^[9-10] 是一种新的大脑视觉皮层模型, 同 PCNN 相比, ICM 的网络模型结构更为直观、简洁, 其不仅待定参数较少, 拥有较低的计算复杂度, 而且还具备更为优越的图像处理性能^[11-12].

目前, 国内外关于 ICM 的文献很少, 而有关其在图像处理方面的研究成果更是少之又少. 本文正是在此背景下, 借鉴文献 [13] 中分析 PCNN 和数学形态学关系的有关思路, 从颗粒分析、ICM 对数学形态学基本运算的实现、ICM 中参数对运行行为的影响完全等效于对数学形态学中基本运算的影响三个不同的角度详

收稿日期: 2010-07-06

资助项目: 国家自然科学基金 (60773209)

作者简介: 孔韦韦 (1983-), 男, 安徽合肥人, 博士研究生, 研究方向: 图像信息处理, E-mail: kwwking@163.com; 雷英杰 (1956-), 男, 陕西渭南人, 教授, 博士, 博士生导师, 研究方向: 智能信息处理; 周创明 (1967-), 男, 湖南益阳人, 副教授, 博士研究生, 研究方向: 网络信息安全; 雷阳 (1984-), 女, 陕西渭南人, 博士研究生, 研究方向: 图像目标识别.

尽论述了 ICM 与数学形态学在图像处理方面的本质联系, 得出在图像处理领域中, ICM 的脉冲并行传播特性行为与一定结构元素下数学形态学方法完全等效的结论. 全文为 ICM 提供了严谨的数学理论依据, 有利于 ICM 理论日后的进一步研究与发展.

2 ICM 神经元基本模型

ICM 是在生物视觉皮层模型的启发下产生, 由若干神经元互连所构成的反馈性网络, 其每一神经元由树突、连接调制器和脉冲产生器三部分构成, 如图 1 所示. 离散数学迭代式 (1)–(3) 对 ICM 神经元进行了描述.

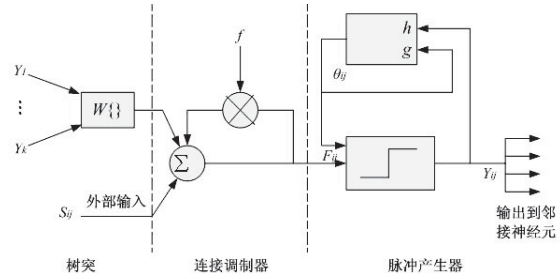


图 1 ICM 神经元结构图

$$F_{ij}[n] = fF_{ij}[n-1] + S_{ij} + W_{ij}Y[n-1] \quad (1)$$

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1, & \text{若 } F_{ij}[n] > \theta_{ij}[n-1] \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (2)$$

$$\theta_{ij}[n] = g\theta_{ij}[n-1] + hY_{ij}[n] \quad (3)$$

其中, 下标 ij 为神经元的标号, F_{ij} , S_{ij} , θ_{ij} 分别为神经元的树突输入、外部输入和动态阈值, W_{ij} 为链接权矩阵, Y_{ij} 为对应神经元的二值输出; f , g 分别为对应迭代式的树突衰减系数和阈值衰减系数, h 为阈值幅度常数. 树突部分对相邻神经元的二值输出信息进行整合; 连接调制器同 PCNN 中耦合调制器的结构类似, 需要对三方面的信息进行处理, 其中包括邻域内神经元的二值整合信息, 前一次迭代时的自身树突输入 $F_{ij}[n-1]$ 以及外部输入 S_{ij} ; 脉冲产生器决定了该神经元本次迭代的二值输出结果, 若连接调制器的耦合运算值大于动态阈值, 则神经元输出为 1, 为自然点火, 同时由于阈值幅度常数 h 的作用, 阈值 θ_{ij} 将急剧增大, 并在随后的若干次迭代中由于阈值衰减系数 g 的作用而逐渐减小. 当阈值 θ_{ij} 衰减到再次小于相应的树突输入值 F_{ij} 时, 神经元 ij 将再次点火, 同时其阈值也随之再次增大. 随着这一过程的延续, 神经元的输出就生成了一组脉冲序列信号.

3 数学形态学及 ICM 颗粒分析方法

3.1 形态学颗粒分析方法

数学形态学是建立在集合论基础上的一门新兴的图像和信号处理学科, 其基本思想是利用一定的结构元素获取图像各部分之间的内部联系, 从而得到图像整体的结构特征. 下面简要介绍数学形态学的四种基本运算及基本性质.

令集合 A 为输入图像, 集合 B 为结构元素. 则:

(a) A 被 B 腐蚀定义为:

$$A \ominus B = \cap \{A - b : b \in B\} \quad (4)$$

(b) A 被 B 膨胀定义为:

$$A \oplus B = \cup \{A + b : b \in B\} \quad (5)$$

(c) 结构元素 B 对输入图像 A 作开启运算定义为:

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (6)$$

(d) 结构元素 B 对输入图像 A 作闭合运算定义为:

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad (7)$$

此外, 数学形态学还具有两个重要的基本性质.

(a) 结构元素分解性:

$$A \ominus (B \oplus C) = (A \ominus B) \ominus C \quad (8)$$

(b) 膨胀结合性:

$$A \oplus (B \oplus C) = (A \oplus B) \oplus C \quad (9)$$

设 $Se(k)(k = 0, 1, 2, \dots)$ 为尺寸依次递增的结构元素序列, 其中 $Se(k+1)$ 对 $Se(k)$ 为开, 则对任一离散图像 A , 用结构元素 $Se(k)$ 对其作开运算可得一组递减的图像序列:

$$A \circ Se(0) \geq A \circ Se(1) \geq \dots \geq A \circ Se(k) \quad (10)$$

参照文献 [13] 的方案, 设 $\Omega(k)$ 为 $A \circ Se(k)$ 中颗粒像素点的数目, 定义正则化的粒度分布为:

$$\Phi(k) = 1 - \Omega(k)/\Omega(0) \quad (11)$$

此时, 若令结构元素 $Se(0)$ 只含一个元素, 即满足 $A \circ Se(0) = A$ 时, 则 $\Omega(0)$ 为 A 中的颗粒像素点的初始计数. 随着 k 值的不断增加, 结构元素 $Se(k)$ 的尺寸也逐渐递增, 与此同时越来越多不同尺寸的粒子将会被结构元素从原输入图像 A 中滤除.

3.2 ICM 颗粒分析方法

当使用 ICM 用于图像处理时, 可将二维 ICM 网络的 $M \times N$ 个神经元与二维输入图像 A 的 $M \times N$ 个像素点相对应, 下面以一幅二值图像为例, 具体阐述 ICM 的颗粒分析过程.

输入 一幅经过 Otsu 分割处理后的 cameraman 二值图像, 如图 2(a) 所示. 其中, 像素值为 0 者即黑色部分为目标, 像素值为 1 者为背景;

输出 不同迭代次数下的 ICM 脉冲图像;

初始条件 ICM 三个标量系数 f, g, h 的值分别取 0.1, 0.9, 0.1; 链接权矩阵 W_{ij} 取四邻域连接 (0 1 0, 1 0 1, 0 1 0);

步骤

Step 1 运用 ICM 进行一次迭代

ICM 固有的脉冲并行传播特性使得处于亮区的背景部分较易发放脉冲, 从而背景区域得以进一步扩大, 而像素值为 0 的目标区域则受到一定程度的压缩, 如图 2(b) 所示. 接着对所得图像进行取反运算, 取反后像素值为 1 的区域成为目标区域, 而像素值为 0 的区域成为背景区域, 如图 2(c) 所示, 利用 ICM 的脉冲发放特性对其进行一次迭代, 使得图 2(b) 中缩小的目标区域发生膨胀, 取反处理后如图 2(d) 所示.

Step 2 运用 ICM 进行两次迭代

原始图像图 2(a) 的背景亮区发出两次脉冲, 目标暗区面积受到两次压缩, 如图 2(e) 所示. 接着对所得图像进行取反运算, 如图 2(f) 所示, 再次运用 ICM 进行两次迭代, 使得图 2(e) 中缩小的目标区域发生两次膨胀, 取反处理后得到图 2(g).

Step k 运用 ICM 进行 k 次迭代

原始图像图 2(a) 的背景亮区发放 k 次脉冲, 目标暗区面积受到 k 次压缩. 接着对所得图像进行取反运算, 而后再次运用 ICM 进行 k 次迭代, 使得原先缩小的目标区域发生 k 次膨胀, 最后再次进行取反.

需要说明的是, ICM 并不能通过膨胀处理对任意粒子进行恢复, 因为一旦某类粒子区域受到完全压缩至粒子数目为 0 即完全被筛除后, 即使再次进行膨胀处理也不可能恢复原先的粒子水平, 不仅如此, 随着迭代次数的增加, 原图中目标区域内的粒子将会由小到大逐渐被滤除, 如图 2(b)、图 2(e) 所示. 显然, 在二值图像处理过程中, ICM 的迭代处理过程完全等价于数学形态学的颗粒分析效果.

由上述颗粒分析过程不难看出, ICM 对原图像进行的每一次迭代过程均等价于对图像中暗区目标区域作一次腐蚀运算, 当链接权矩阵为四邻域连接时, 等价于数学形态学中使用 *Four* 结构元素^[13] 对原图像作腐蚀运算; 而当 ICM 链接权矩阵为八邻域连接, 则相当于数学形态学中使用 *Eight* 结构元素^[13] 作腐蚀运算. 因而, ICM 迭代时产生的脉冲波每传播一次实质上等价于做了一次腐蚀运算, 传播 k 次相当于做了 k 次腐蚀运算. 当使用 ICM 对取反后的二值图像进行迭代则等价于对目标区域做一次膨胀运算, 因此, 当利用 ICM 对图像做 k 次迭代, 并将结果图像取反继续迭代 k 次时, 其效果等价于对原图像中目标区域分别作了 k 次腐蚀运算和 k 次膨胀运算.

记 *Four* 结构元素为 Se_4 , 则 ICM 的 k 次腐蚀、膨胀运算可用数学形态学描述为:

$$\begin{cases} A_1 = A \ominus Se_4 \oplus Se_4 = A \circ Se_4 \\ A_2 = (((A \ominus Se_4) \ominus Se_4) \oplus Se_4) \oplus Se_4 = A \circ (Se_4 \oplus Se_4) \\ \vdots \\ A_k = (((A \ominus \overbrace{Se_4}^{kSe_4}) \ominus \overbrace{Se_4}^{kSe_4}) \oplus \overbrace{Se_4}^{kSe_4}) \oplus \overbrace{Se_4}^{kSe_4} = A \circ (\overbrace{Se_4 \oplus Se_4 \oplus \dots \oplus Se_4}^{kSe_4}) \end{cases} \quad (12)$$



(a) 原二值图像 (b) ICM 一次迭代图像 (c) ICM 一次迭代取反图像



(d) ICM 一次迭代膨胀图像 (e) ICM 二次迭代图像 (f) ICM 二次迭代取反图像 (g) ICM 二次迭代膨胀图像

图 2 ICM 颗粒分析过程

显然地, ICM 的 k 次腐蚀、膨胀运算等价于 ICM 的 k 次开启运算. 若令 kSe_4 表示 k 个结构元素 Se_4 连续进行膨胀运算, 且 $A_0 = A \circ 0Se_4$, 其中结构元素 $0Se_4$ 中仅含一个元素, 则 ICM 的 k 次开启运算可写为:

$$\begin{cases} A_1 = A \circ 1Se_4 \\ A_2 = A \circ 2Se_4 \\ \vdots \\ A_k = A \circ kSe_4 \end{cases} \quad (13)$$

与数学形态学颗粒分析方法类似, $0Se_4, 1Se_4, 2Se_4, \dots, kSe_4$ 也构成了一组尺寸依次递增的结构元素序列, 而且利用 ICM 对任一离散图像 A 作开启运算也可得到一组递减图像序列:

$$A \circ 0Se_4 \geq A \circ 1Se_4 \geq \dots \geq A \circ kSe_4 \quad (14)$$

仿照数学形态学的方法, 设 $\Omega(k)$ 为 $A \circ kSe_4$ 中颗粒像素点的数目, 定义正则化的粒度分布为:

$$\Phi(k) = 1 - \Omega(k)/\Omega(0) \quad (15)$$

其中 $\Omega(0)$ 为 A 中颗粒像素点的初始计数.

Camerman 二值图像的 ICM 正则化粒度分布图如图 3 所示.

图 3 给出了 ICM 颗粒分析 38 次迭代过程的图像正则化粒度分布结果, 其中斜率较大的点譬如第 34 次迭代和第 38 次迭代暗示原图像中的某一尺寸颗粒被较大程度地滤除, 即图像中的某一目标区域由于做了过多的腐蚀运算而导致面积缩小至接近为 0, 因而, 即使随后做了同样次数的膨胀运算也仍然无法对其进行有效恢复; 相反, 斜率较小变化较为平坦的点则表示某一类尺寸颗粒由于做了腐蚀运算正在逐渐地被滤除, 但区域面积仍然较大, 因而随后的若干次膨胀运算依然可对被腐蚀区域进行一定程度地恢复. 明显地, 颗粒分析方法验证了 ICM 的脉冲并行传播特性行为与一定结构元素下数学形态学方法在图像处理领域是完全等效的.

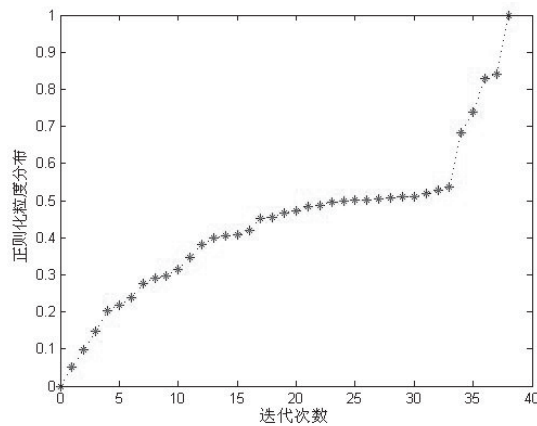


图 3 cameraman 图像正则化粒度分布图

4 讨论

上文分别从直观图像处理效果和数学理论推导两方面验证了 ICM 与数学形态学在图像处理方面的等效性关系. 本节将从另外两个角度对其作进一步研究.

4.1 ICM 对数学形态学基本运算的实现

数学形态学的基本运算主要分为四类: 腐蚀、膨胀、开启运算以及闭合运算. 其中, 腐蚀运算是针对图像中的目标对象去除像素, 膨胀运算则是对图像中的目标对象增加像素, 它们是一对对偶运算. 开启和闭合是形态学中的另外两种重要运算, 它们是由膨胀和腐蚀组合而成的复合运算. 开启运算通常可以起到平滑图像轮廓的作用, 去掉轮廓上的毛刺, 截断狭窄的山谷; 而闭合运算虽然也对图像轮廓有平滑作用, 但与开启运算不同的是, 它能去除区域中的小孔, 填平狭窄的断裂及缺口. 开启和闭合也是一对对偶运算.

针对二值离散图像, ICM 利用其固有的脉冲并行传播特性进行迭代处理, 每迭代一次就会对像素值为“0”的区域(暗区)造成一次面积压缩, 相应地, 像素值为“1”的区域(亮区)面积得以扩大, 因而, 在图像处理效果上, ICM 的一次脉冲迭代实质上实现了对暗区的一次腐蚀运算. 相反, 如果需要对亮区目标进行腐蚀, 则必须首先对原二值图像进行取反操作, 将亮区取反为暗区后, 通过迭代实现对原亮区的腐蚀操作, 待处理完毕后, 再对结果图像取反即可获得亮区被腐蚀的二值图像. 明显地, 由于腐蚀运算和膨胀运算互为对偶运算, 因此, 对亮区的腐蚀即可看作对暗区的膨胀操作, 相反, 暗区的腐蚀操作实质上也就是亮区的膨胀操作. 需要说明的是, 腐蚀和膨胀是指目标对象被“腐蚀”或“膨胀”, 而并不单纯针对图像的像素值.

类似地, 开启运算和闭合运算也是一对对偶运算, 而且它们是由膨胀和腐蚀组合而成的复合运算. 因而, ICM 通过若干次迭代以及适当的图像取反处理也均可对其进行实现. 仍以 cameraman 二值图像为例, 图 2(e), 图 2(g) 已经给出其二次迭代腐蚀运算和开启运算效果图, 其膨胀运算及闭合运算效果图如图 4(a), 图 4(b) 所示.

综上所述, ICM 可以对数学形态学的基本运算进行实现, 这恰恰从另一角度验证了 ICM 与数学形态学在图像处理领域的等价性.



(a) ICM 二次迭代膨胀图像 (b) ICM 二次闭合图像

图 4 ICM 对膨胀和闭合运算的实现

4.2 ICM 的参数选取

同 PCNN 模型相比, ICM 摒弃了极为复杂的神经元分支树联接机制, 删除了接收域内的 L 通道, 大幅

减少了待确定参数的个数,在保留大脑视觉皮层模型有效性的同时降低了计算复杂度.本节将从 ICM 中参数对运行行为的影响完全等效于对数学形态学中基本运算的影响这一角度进一步验证 ICM 与数学形态学的等效性.

ICM 在图像处理过程中的第一次迭代,树突衰减系数 f 不起作用,而链接权矩阵 W 则应根据待处理图像的属性决定首次迭代是否发挥作用,若为二值图像,则参与首次迭代过程,反之,则首次迭代中不发挥作用,此外, W 的作用与数学形态学中的结构元素十分类似,可以根据具体的应用和需求进行选择,因而在此对参数 W 不作分析. S 作为图像的外部输入值通常为像素值,因此对其也不作分析,综合起来,衰减系数 f 将成为公式 (1) 分析的重点. 针对公式 (2), 其结构和运行行为同 PCNN 脉冲发生器完全一样,在此对其也不作分析. 公式 (3) 中, 阈值衰减系数 g 和阈值幅度常数 h 对阈值 θ 的变化有很大影响,同时这也从根本上直接影响公式 (2) 中的神经元脉冲发放,因此参数 g 和 h 无疑将成为公式 (3) 的分析重点. 综上所述, ICM 中需要重点讨论的参数共有三个: 衰减系数 f , g 以及幅度常数 h .

ICM 的树突输入 $F(n+1)$ 对前一次迭代输入 $F(n)$ 具有一定的记忆功能,而记忆的程度大小正由树突衰减系数 f 来决定, f 取值越接近 1, 前一次迭代输入 $F(n)$ 参与该次迭代输入的程度就越大,该次的树突输入值 $F(n+1)$ 也越大; f 取值越接近 0, 该次迭代输入 $F(n+1)$ 对前一次迭代输入 $F(n)$ 的记忆程度就越浅,对应该次的树突输入值也相应较小. 因此,树突衰减系数 f 的取值与该次迭代树突输入值成正比. 另一方面,树突输入值的增大也将导致该神经元在脉冲产生器中更易超越前一次迭代时的阈值,从而发出脉冲,因而,随着衰减系数 f 取值的增大,神经元点火间隔也将随之减小,即点火频率增加,衰减系数 f 与点火频率成正比.

针对阈值衰减系数 g , 可将式 (1)–(3) 分别改写为单个神经元的表达形式,如式 (16)–(18) 所示.

$$f_x = f \cdot f_{x-1} + S_x \quad (16)$$

$$v_x = \begin{cases} h, & x = nk, n = 1, 2, \dots, k = 1, 2, \dots \\ 0, & x \neq nk, n = 1, 2, \dots, k = 1, 2, \dots \end{cases} \quad (17)$$

$$\theta_x = g\theta_{x-1} + v_x \quad (18)$$

其中,上述三式中参数 x 代表迭代时刻点, f_x, S_x 分别为某一迭代时刻点时的树突输入和单个神经元的像素值, f 为树突衰减系数, θ 为动态阈值, n 代表神经元迭代周期, n, k 均为正整数, h 代表阈值幅度放大系数, g 为阈值衰减系数, v_x 为阈值放大器衡量指标.

若假设迭代时刻点 x 为 0 时对应的动态阈值 θ_x 初值为 $\theta_0 = h$, 则式 (18) 可改写为:

$$\begin{aligned} \theta_x &= g\theta_{x-1} + v_x \\ &= g^x\theta_0 + [g^{x-n(k-1)} + g^{x-n(k-2)} + \dots + g^{x-n(k-(k-1))}] \cdot h \\ &= [g^x + g^{x-n(k-1)} + g^{x-n(k-2)} + \dots + g^{x-n(k-(k-1))}] \cdot h \\ &= g^x h [1 + g^{-n(k-1)} + g^{-n(k-2)} + \dots + g^{-n(k-(k-1))}] \\ &= g^x h \cdot \frac{g^{-n(k-1)} - g^n}{1 - g^n} = h \cdot \frac{g^{(-n(k-1)+x)} - g^{(n+x)}}{1 - g^n} \end{aligned} \quad (19)$$

当 $x = nk$ 时即在该神经元的第 k 个点火点时,式 (19) 可进一步推导:

$$\theta_{nk} = h \cdot \frac{g^{(-n(k-1)+nk)} - g^{(n+nk)}}{1 - g^n} = h \cdot \frac{g^n - g^{n(k+1)}}{1 - g^n} \quad (20)$$

当 k 取较大值即 $nk \gg n$ 时,由于衰减系数 g 始终小于 1,故 $g^{n(k+1)} \rightarrow 0$,从而上式可近似改写为:

$$\theta_{nk} = h \cdot \frac{g^n}{1 - g^n} \quad (21)$$

进一步分析函数 θ_{nk} 的增减性,式 (21) 两边分别对 g 求一阶导数,有:

$$\theta'_{nk} = \left(h \cdot \frac{g^n}{1 - g^n} \right)' = \frac{hng^{n-1}}{(1 - g^n)^2} \quad (22)$$

其中,式 (22) 的所有因子均大于 0,故式 (22) 恒大于 0,函数 θ_{nk} 为关于阈值衰减系数 g 的单调递增函数,说明随着阈值衰减系数 g 的增大,动态阈值 θ 也将增大,因而神经元点火间隔也随之增大,即点火频率减小,因此衰减系数 g 与点火频率成反比.

阈值幅度常数 h 同阈值衰减系数 g 具有类似的作用,常数 h 的增大也将导致动态阈值 θ 的增大,使得神经元树突输入值 f_x 相对难以超越动态阈值 θ_x ,从而增大了神经元点火间隔,减小了神经元脉冲点火频率,

故阈值幅度常数 h 与点火频率成反比. 需要说明的是, 如果希望某一神经元发生一次点火后不再被激发, 可以在该神经元点火后将阈值幅度常数 h 设置为一个较大的数值.

以数学形态学的腐蚀运算为例, 对任意一幅二值图像:

(a) 若其中目标像素点为 0, 则:

1) 树突衰减系数 f 取值越大, 背景像素点点火发放脉冲的机率就越高, 目标像素点受到的腐蚀程度也就越大, 因而, 衰减系数 f 与目标像素点腐蚀运算程度成正比;

2) 阈值衰减系数 g 取值越大, 背景像素点点火发放脉冲时遇到的阈值门槛就越高, 点火机率就越低, 目标像素点受到的腐蚀程度也就越小, 因而, 衰减系数 f 与目标像素点腐蚀运算程度成反比;

3) 阈值幅度常数 h 同衰减系数 g 具有类似的作用, 因而, 阈值幅度常数 h 也与目标像素点腐蚀运算程度成反比;

(b) 若其中目标像素点为 1, 则:

首先对原图像进行取反操作, 操作后分析过程同 (a), 依然可获得相同的分析结果.

类似地, 可以推导上述三个参数对数学形态学中其余几种基本运算的影响效果也是相同的.

因此, 综上所述, 参数 f , g 以及 h 对迭代点火频率的影响同其对数学形态学中的一系列基本运算的影响效果是完全一致的, 这也更加验证了 ICM 与数学形态学在图像处理领域的等价性.

4.3 PCNN、ICM、数学形态学三者间的联系

上文分别从三个不同角度验证了 ICM 与数学形态学在图像处理中的等价性, 本节将对 PCNN, ICM 以及数学形态学三者之间的关系做进一步的论述和讨论, 三者之间的关系图如图 5 所示, 双向箭头表示二者在图像处理领域具有等价性.

其中, 文献 [13] 已经验证了 PCNN 与数学形态学在图像处理中的等价关系, 下面我们将以此作为依据, 尝试推导 PCNN, ICM 以及数学形态学三者之间的联系:

1) 一方面, 上文已从三个不同角度验证了 ICM 与数学形态学在图像处理领域中的等价性, 这表明 ICM 与 PCNN 在网络模型结构上存在着一定程度的相似性, 这与 ICM 是 PCNN 的改进性模型的事实是吻合的;

2) 另一方面, 根据文献 [13] 中的描述, PCNN 与数学形态学在图像处理中是等价的, 而作为经典 PCNN 改进型模型的 ICM, 我们可以推测其势必也与数学形态学在图像处理中存在着某种联系, 本文的工作正是在此背景下开展的, 上文多个角度的分析充分验证了 ICM 与数学形态学在图像处理中的等价性.

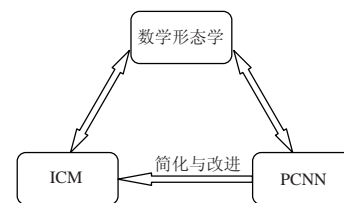


图 5 PCNN, ICM 以及数学形态学三者关系图

5 结论

本文对 ICM 进行深入剖析, 并以颗粒分析、ICM 对数学形态学基本运算的实现、ICM 中参数对运行行为的影响完全等效于对数学形态学中基本运算的影响三个不同角度验证了 ICM 与数学形态学在图像处理领域的等价性, 大大深化了 ICM 的理论研究, 为 ICM 日后的研究与发展提供了严谨的数学理论依据.

参考文献

- [1] Eckhorn R. Neural mechanisms of scene segmentation: Recordings from the visual cortex suggest basic circuits for linking field models[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3): 464-479.
- [2] Izhikevich E M. Class 1 neural excitability, conventional stnapses, weakly connected networks, and mathematical foundations of pulse coupled models[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3): 499-507.
- [3] Eger M, Wilms M, Eckhorn R, et al. Retino-cortical information transmission achievable with a retina implant[J]. Biosystems, 2005, 79(1/3): 133-142.
- [4] Eckhorn R, Wilms M, Schanze T, et al. Visual resolution with retinal implants estimated from recordings in cat visual cortex[J]. Vision Research, 2006, 46(17): 2675-2690.
- [5] 马义德, 林冬梅, 王兆滨, 等. PCNN 与粗集理论用于多聚焦图像融合 [J]. 电子科技大学学报, 2009, 38(4): 485-488. Ma Y D, Lin D M, Wang Z B, et al. Multi-focus image fusion using PCNN and rough set[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2009, 38(4): 485-488.
- [6] 常威威, 郭雷, 付朝阳, 等. 利用脉冲耦合神经网络的高光谱多波段图像融合方法 [J]. 红外与毫米波学报, 2010, 29(3): 205-209.

- Chang W W, Guo L, Fu Z Y, et al. Hyperspectral multi-band image fusion algorithm by using pulse coupled neural networks[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2010, 29(3): 205–209.
- [7] Yang S Y, Wang M, Lu Y X, et al. Fusion of multiparametric SAR images based on SW-nonsampled contourlet and PCNN[J]. *Signal Processing*, 2009, 89(12): 2596–2608.
- [8] Wang Z B, Ma Y D, Gu J. Multi-focus image fusion using PCNN[J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43(6): 2003–2016.
- [9] Ekblad U, Kinser J M, Atmer J, et al. The intersecting cortical model in image processing[J]. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, 2004, 525(1): 392–396.
- [10] Xu G Z, Zhang M F, Ma Y D. A novel method for iris feature extraction based on intersecting cortical model network[J]. *Journal of Applied Mathematics and Computing*, 2008, 26(1/2): 341–352.
- [11] 高山, 毕笃彦, 魏娜. 基于交叉视觉皮质模型的彩色图像自动分割方法 [J]. *中国图象图形学报*, 2009, 14(8): 1638–1642.
Gao S, Bi D Y, Wei N. A new algorithm of color image automatic segmentation based on intersecting cortical model[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2009, 14(8): 1638–1642.
- [12] Wang X F, Li B N, Huang Y L, et al. Feature extraction from noisy image using intersecting cortical model[J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2010, 40/41: 516–522.
- [13] 顾晓东, 张立明. PCNN 与数学形态学在图像处理中的等价关系 [J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2004, 16(8): 1029–1032.
Gu X D, Zhang L M. Equivalence relation between PCNN and mathematical morphology in image processing[J]. *Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics*, 2004, 16(8): 1029–1032.