

基于模糊细胞神经网络的彩色图像形态学重构

姚 远¹⁾ 王广雄¹⁾ 张田文²⁾

¹⁾(哈尔滨工业大学控制工程系 哈尔滨 150001)

²⁾(哈尔滨工业大学计算机科学与工程系 哈尔滨 150001)

摘要 利用彩色图像的 RGB 空间分解, 在模糊细胞神经网络上实现了彩色图像数学形态学的基本算子, 并讨论了该实现相对于常规串行计算机算法的优越性和局限, 进一步地利用按分量的灰度重构, 实现了彩色重构算法。最后讨论了该重构算法在抑制彩色图像高频噪声中的应用。给出的仿真结果对于推广模糊细胞神经网络在彩色图像实时处理和硅眼等模拟逻辑系统中的应用有着重要的意义。

关键词 模糊细胞神经网络, 数学形态学, 彩色图像处理, 视觉。

分类号: TP391

MORPHOLOGICAL RECONSTRUCTION FOR COLOR IMAGES IMPLEMENTED BY FUZZY CELLULAR NEURAL NETWORKS

YAO Yuan¹⁾ WANG Guang-Xiong¹⁾ ZHANG Tian-Wen²⁾

¹⁾(Department of Control Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)

²⁾(Department of Computer Science and Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)

Abstract Based on RGB space decomposition for color images, the basic operators in color morphology are implemented by the fuzzy cellular neural networks. The unique feature of such implementation is discussed by comparison with traditional serial digital computers. Then the morphological reconstruction for color image is presented via a component-wise grey-scale reconstruction way. The application to noise suppression at high spatial frequency is also studied. The simulation results are given. This paper is applicable to the real-time processing for color images and silicon eye construction based on fuzzy cellular neural networks.

Keywords Fuzzy cellular neural networks (FCNN), mathematical morphology, color image processing, vision.

1 引 言

细胞神经网络(CNN)^[1,2]是一种多层大规模局域联结的并行模拟网络, 具有与人眼的视网膜相似的结构, 而且已经证明 CNN 通用机(CNN universal machine)具有与图灵机一样强的编程能力^[3]。因

此用 CNN 来探索低级视觉计算和实时图像处理具有重要的意义。但是传统 CNN 是以线性加权联结为特点的, 只能实现图像处理中的各种线性滤波器。最近, Yang 将非线性运算 min/max 引入连接权, 提出了模糊细胞神经网络(FCNN)结构, 将模糊逻辑引入到 FCNN 的编程中, 能够实现数学形态学中的各种非线性滤波器^[4-6]。加州大学伯克利分校的非

本文 1998-05-04 收到, 修改文 1999-03-01 收到。本课题得到国家自然科学基金资助(编号 69775007)。姚远, 男, 1973 年生, 获硕士学位, 目前研究方向为鲁棒控制及滤波、视觉和复杂性。王广雄, 男, 1933 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为鲁棒控制、 H_∞ 控制理论及应用。张田文, 男, 1940 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为图像处理、模式识别和计算机视觉。

线性电子实验室利用现代 CMOS 技术已经研制成功 CNN 通用机芯片^[12], FCNN 芯片也在进一步的开发之中。这些工作使得细胞神经网络技术在硅眼和机器人视觉等实时图像处理中有着良好的应用前景。

作为图像分析学的里程碑之一, 数学形态学^[7, 8]在图像重构、边缘检测、骨架分析和特征提取等方面都有着重重要的应用。对于二值图像和灰度图像, 它是一种具有严密理论的非线性几何滤波方法; 但从灰度图像向彩色图像的推广, 数学形态学的研究仍处于经验阶段^[11]。这其中的主要问题在于彩色图像序结构的建立。二值图像中的“包含”关系和灰度图像的“强度”关系, 确立了象素值之间的序结构。但彩色图像的象素是一多维向量(如 RGB 空间的三维向量), 不存在明显的序结构。不同的序结构的建立, 便产生了不同的彩色形态学方法。现有的方法可以归纳为两类: 分量法^[11]和向量排序法。分量法利用色彩的空间分解, 所形成的每一个子空间(色彩分量)都是灰度图像, 从而用灰度形态学分别独立处理各分量; 向量排序法建立以象素向量为变量的标量函数(序函数), 以该序函数标量值的大小来对向量排序, 形成序函数的灰度图像, 再据此应用灰度形态学。

FCNN 的结构特点使其易于实现基于分量法的彩色形态学。本文通过色彩的 RGB 空间分解, 在多层 FCNN 上实现了彩色形态学基本算子, 并推广灰度形态学重构算法, 实现了分量法彩色形态学重构。本文组织如下: 第 2 节讨论 RGB 分量法彩色形态学基本算子的 FCNN 实现; 第 3 节研究基于 FC-

NN 的分量法彩色形态学重构及其对偶形式; 第 4 节讨论该重构算法在抑制彩色图像高频噪声中的应用。文中给出了计算机仿真结果。

2 分量法彩色形态学基本算子的 FCNN 实现及特点

数学形态学中的基本公理可以简化为 3 个基本思想^[7, 8]: 序结构; 该序结构的极大极小运算; 运算的无穷性。其中, 序结构是最基本的。由于彩色图像的象素是向量, 不存在自然的序结构, 因此就无法定义极大极小以至其它的运算。因此, 彩色形态学不存在一个统一的方法和理论, 它依赖于具体序结构的建立。分量法是 FCNN 的最简单实现。

RGB 分量(Component-wise)法 它基于图像的色彩空间分解(如 RGB 空间分解和 HSB 空间分解等), 各色彩子空间(分量)都构成灰度图像, 可将灰度形态学运算独立地施加在各子空间上。本文仅讨论 RGB 空间分解, 因此称为 RGB 分量法。设彩色图像为 $X = [X_R, X_G, X_B]$, 结构元为 $S = [S_R, S_G, S_B]$, 则彩色形态学的基本算子定义如下:

腐蚀算子: $X \ominus S = [X_R \ominus S_R, X_G \ominus S_G, X_B \ominus S_B]$;

膨胀算子: $X \oplus S = [X_R \oplus S_R, X_G \oplus S_G, X_B \oplus S_B]$;

开算子: $X \circ S = [X_R \circ S_R, X_G \circ S_G, X_B \circ S_B]$;

闭算子: $X \bullet S = [X_R \bullet S_R, X_G \bullet S_G, X_B \bullet S_B]$.

RGB 分量法彩色形态学的 FCNN 是三层加性网络结构(如图 1), 每层表示一个色彩分量。对于单层 $M \times N$ 元加性 FCNN 结构, 单个细胞的动力学方程为

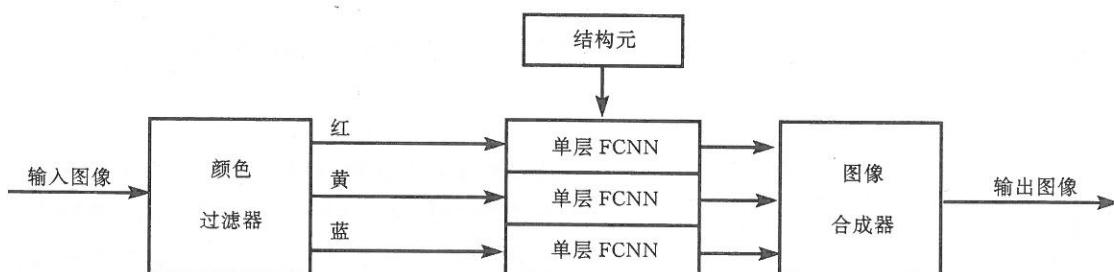


图 1 RGB 分量法 FCNN 形态学图像处理示意图

$$\begin{aligned} C \frac{dx_{ij}}{dt} = & -\frac{1}{R_x} x_{ij} + \sum_{c_{kl} \in N_r(i,j)} (A(i,j;k,l) y_{kl}) \\ & + \sum_{c_{kl} \in N_r(i,j)} (B(i,j;k,l) u_{kl}) + I_{ij} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & + \bigwedge_{c_{kl} \in N_r(i,j)}^{\sim} (A_{f\min}(i,j;k,l) + y_{kl}) \\ & + \bigvee_{c_{kl} \in N_r(i,j)}^{\sim} (A_{f\max}(i,j;k,l) + y_{kl}) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & + \underset{c_{kl} \in N_r(i,j)}{\bigwedge^{\sim}} (B_{f\min}(i,j;k,l) + u_{kl}) \\
 & + \underset{c_{kl} \in N_r(i,j)}{\bigvee^{\sim}} (B_{f\max}(i,j;k,l) + u_{kl}) \quad (1)
 \end{aligned}$$

输入方程

$$u_{ij} = E_{ij} \quad (2)$$

输出方程

$$\begin{aligned}
 y_{ij}(t) &= f(x_{ij}(t)) \\
 &= \frac{1}{2}(|x_{ij}(t) + 1| - |x_{ij}(t) - 1|) \quad (3)
 \end{aligned}$$

其控制参数组为 $\{A, B, A_{f\min}, A_{f\max}, B_{f\min}, B_{f\max}, C, R_x, I_{ij} = I\}$.

FCNN 模拟逻辑编程的主要途径是控制前 6 个参数, 即模板(Templates) $\{A, B, A_{f\min}, A_{f\max}, B_{f\min}, B_{f\max}\}$. 当 I_{ij} 是常量 I 时, 可作为模板之一; I_{ij} 若是空间变量时, 可与初始状态 x_{ij}^0 , 细胞输入 u_{ij} 表示象素值, 构成 3 个输入, 为 FCNN 图像处理编程提供了更灵活的方式.

FCNN 细胞的静态输出范围是闭区间 $[-1, 1]$, 因此这里用 $\{-1, 1\}$ 表示二值象值, 灰度象值取区间 $[0, 1]$, 彩色象素取空间 $[0, 1]^3$, 其中向量 $[1, 1, 1]$ 表示“白”, 向量 $[0, 0, 0]$ 表示“黑”.

彩色形态学 4 个基本算子的定义可由灰度情形^[5] 推广如下: 设结构元为 S , 输入图像为 X , 输出图像为 Y , 为简洁起见, 用符号“*”表示可同时取 R, G

或 B 脚标, 于是腐蚀算子和膨胀算子的定义及其 FCNN 实现的参数模板表示如下:

腐蚀算子:

$$Y = X \ominus S := \left\{ \begin{array}{l} [y_R(i,j), y_G(i,j), y_B(i,j)] : \\ y_*(i,j) = \min(x_*(i+k, j+l) \right. \\ \left. - s_*(k, l)), (k, l) \in S_* \end{array} \right\} \quad (4)$$

$$\{A^* = 0, B^* = 0, A_{f\min}^* = \text{未定义}, A_{f\max}^* = \text{未定义}, \\ B_{f\min}^* = -S_*, B_{f\max}^* = \text{未定义}, R_x = 1, I = 0, u_* = X_*, x_0^* = \text{任意}, y_* = Y_*\};$$

膨胀算子:

$$Y = X \oplus S := \left\{ \begin{array}{l} [y_R(i,j), y_G(i,j), y_B(i,j)] : \\ y_*(i,j) = \max(x_*(i+k, j+l) \\ + s_*(-k, -l)), (k, l) \in S_* \end{array} \right\} \quad (5)$$

$$\{A^* = 0, B^* = 0, A_{f\min}^* = \text{未定义}, A_{f\max}^* = \text{未定义}, \\ B_{f\min}^* = \text{未定义}, B_{f\max}^* = S_{*D}, R_x = 1, I = 0, u_* = X_*, \\ x_0^* = \text{任意}, y_* = Y_*\};$$

这里 S_{*D} 是 S_* 的中心对称变换. 开算子和闭算子可由下述复合算子得到:

$$\text{开算子: } X \circ S = (X \ominus S) \oplus S \quad (6)$$

$$\text{闭算子: } X \bullet S = (X \oplus S) \ominus S \quad (7)$$

图 2 是彩色图像的基本形态学算子. (a) 是原图; (b) – (e) 依次为腐蚀算子、膨胀算子、开算子、闭算子.



(a) 原图



(b) 腐蚀算子



(c) 膨胀算子



(d) 开算子



(e) 闭算子

图 2 RGB 分量法彩色形态学基本算子

FCNN 的实时编程特点是其优于传统串行计算

机的主要方面. 在一般的串行数字计算机上, 每个基

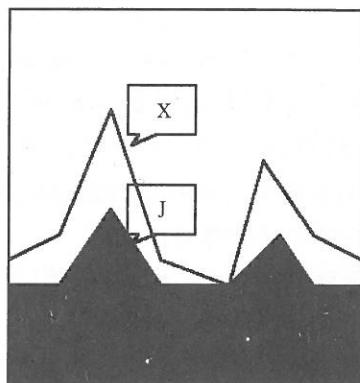
本算子的实现需要 $3 \times M \times N$ 次单细胞运算, 这使得计算时间在毫秒到秒级。对于复杂的形态学算法, 特别是一些全局算法, 如欧氏距离变换和图像分割等, 其计算时间将成倍乃至指数增长。这限制了形态学算法在实际中的应用。FCNN 的基本算子计算时间复杂度即是系统动态响应时间常数 τ_{FCNN} , 这可根据不同的实际要求通过调整参数 C 和 R_x 来动态决定。在应用中常有 $R_x = 1$, 这时仅调整电容参数 C 可使 τ_{FCNN} 的数量级在 10^{-9} s, 在更复杂的形态学算法中可以满足实时图像处理的要求。

RGB 分量法有其局限性, 它同时对多个色彩分量进行形态学变换, 这将改变原图像的色彩谱。于是 Corner 和 Delp 提出向量排序法, 但该方法不适合 FCNN 实现。需要指出的是, 实际应用中改变色彩谱

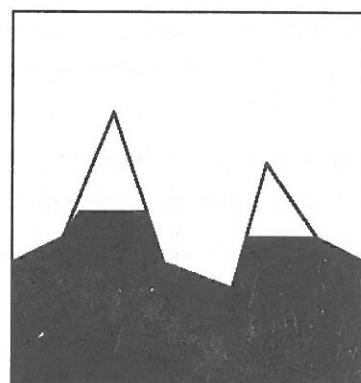
的问题只是在图像中的色彩边缘处产生不良影响, 这种问题可以通过自空间变换来解决。这方面仍在进一步的研究之中。

3 分量法彩色形态学重构及 FCNN 实现

分量法彩色形态学重构的实质是对每个色彩分量分别进行灰度重构运算。对于灰度图像 X , 其象素值形成了一多峰函数, 灰度重构(或其对偶形式)就是选取合适的标识图像 $J \leq X (J \geq X)$, J 给出了每个峰值区的最大值(最小值), 算法的结果将 X 各峰中低于该值的部分重构出来。如图 3, 给出了一维灰度重构的示意图。



(a) 一维灰度图像 X 和标识图像 J



(b) 重构结果

图 3 一维灰度重构示意图

在形态学灰度重构算法中, 图像的模糊逻辑运算(即逐点 min/max)起着重要的作用。用双输入层 FCNN 可以实现灰度图像的模糊逻辑运算。每输入层表示一个灰度图像, 层间的细胞用模糊逻辑“与”(min)、“或”(max)连接, 其状态方程变为以下方式。

模糊与($u_1 \wedge u_2$):

$$Cx_{ij} = -x_{ij} + \min(u_{ij1}, u_{ij2}) \quad (8)$$

模糊或($u_1 \vee u_2$):

$$Cx_{ij} = -x_{ij} + \max(u_{ij1}, u_{ij2}) \quad (9)$$

下面用分量法将灰度重构推广为彩色重构。

定义 1. 分量法彩色最短距离膨胀 设 X 为彩色图像, 其标识图像($J \leq X$) := $\{[J_R, J_G, J_B]: J_R \leq X_R, J_G \leq X_G, J_B \leq X_B\}$, 则一阶分量法彩色最短距离膨胀为

$$D_X^{(1)}(J) = (J \oplus S) \wedge X; \quad (10)$$

其中“ \wedge ”表示按分量逐点 min 运算, 即 $X \wedge Y := \{[X_R \wedge Y_R, X_G \wedge Y_G, X_B \wedge Y_B]\}$, 为三分量模糊“与”。于是 n 阶分量法彩色最短距离膨胀定义为

$$D_X^{(n)}(J) = \underbrace{D_X^{(1)} \circ D_X^{(1)} \circ \cdots \circ D_X^{(1)}}_{n \text{ 次}}(J) \quad (11)$$

算法 1. 分量法彩色重构 设 X 为彩色图像, 其标识图像 $J \leq X$ (同定义 1), 则由 J 所标识的 X 的峰值区将由下面的反复迭代分量法彩色最短距离膨胀直至稳定而重构出来:

$$R_X(J) = \bigvee_{n \geq l} D_X^{(n)}(J) \quad (12)$$

定义 2. 分量法彩色最短距离腐蚀 设 X 为彩色图像, 其标识图像($J \geq X$) := $\{[J_R, J_G, J_B]: J_R \geq X_R, J_G \geq X_G, J_B \geq X_B\}$, 则一阶分量法彩色最短距离腐蚀为

$$E_X^{(1)}(J) = (J \ominus S) \vee X \quad (13)$$

其中“ \vee ”表示按分量逐点 max 运算, 即三分量模糊“或”。于是 n 阶分量法彩色最短距离腐蚀定义为

$$E_X^{(n)}(J) = \underbrace{E_X^{(1)} \circ E_X^{(1)} \circ \cdots \circ E_X^{(1)}}_{n \text{ 次}}(J) \quad (14)$$

算法 2. 分量法对偶彩色重构 设 X 为彩色图像, 其标识图像 $J \geq X$ (同定义 3), 则由 J 所标识的 X 的峰值区将由下面的反复迭代分量法彩色最短距离腐蚀直至稳定而重构出来:

$$R_X^*(J) = \bigwedge_{n \geq 1} E_X^{(n)}(J) \quad (15)$$

这些算法都由第 3 节的基本算子和三分量的模糊运算组合而成, 可以用 FCNN 实现。

4 分量法彩色重构在噪声抑制中的应用

重构算法的一个重要的应用是在噪声抑制方面。彩色图像的噪声可能来自各个方面, 就本文 FCNN 图

像处理来说, 颜色过滤器将是分量独立噪声的一种来源。这些噪声在图像中形成了一种高频峰值区, 通过某些形态学操作(如开算子和闭算子)可以消除这些高频峰值区, 再以削峰后的图像为标识图像利用重构算法便能获得低噪声图像。该过程如图 4。

本文以两种噪声来说明分量法彩色重构(及其对偶形式)的应用。一种是“亮”噪声, 即噪声分量的象素值比较大。这时开算子可以消除高频峰值区从而达到平滑图像的目的, 但是由于压底了象素值使得整个图像变暗, 必须用彩色重构算法予以恢复。因此对于亮噪声, 使用以开算子为标识图像的彩色重构。图 5 给出了这种情况的例子。(a) 是原始图像, 一幅被点态亮噪声所污染的黄山风景照片;(b) 是开算子变换所形成的标识图像;(c) 是分量法彩色重构的结果。

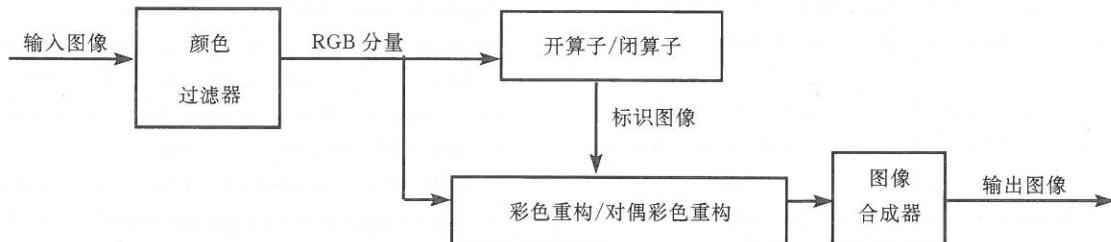


图 4 分量法彩色重构噪声抑制算法流程图



(a) 分量独立点噪声污染的黄山风景照片 (b) 标识图像——开算子 (c) 彩色形态学重构图像

图 5 “亮”噪声的抑制

另一种情况是其对偶形式, 即“暗”噪声, 其中噪声分量的象素值比较小。这种情况必须用闭算子消除高频峰值区, 然后相应地用对偶彩色重构算法

来恢复。图 6 便是一例。(a) 是用黑色划线破坏了的黄山风景照片;(b) 是用闭算子变换所形成的标识图像;(c) 是对偶彩色重构的结果。



(a) 带有黑划线的黄山风景照片 (b) 标识图像——闭算子 (c) 对偶彩色形态学重构图像

图 6 “暗”噪声的抑制

5 结 论

本文讨论了分量法彩色形态学基本算子的FCNN实现，并在此基础上提出了基于FCNN的形态学彩色重构算法。FCNN编程实现了彩色重构的实时处理，对于基于模拟逻辑系统的机器人视觉和硅眼有着重要的意义。进一步地，本文应用重构算法实现了彩色图像的噪声抑制。由于CNN通用机具有与图灵机相同的编程能力，FCNN可用来实现更加复杂的实时图像处理任务。文中方法可以推广到其它色彩空间表示。

参 考 文 献

- 1 Chua L O, Yang L. Cellular neural networks; theory and applications. *IEEE Trans on Circuits and Systems*, 1988, 35(10): 1257—1290
- 2 Roska T, Chua L O. The CNN universal machine; an analogic array computer. *IEEE Trans on Circuits and Systems*, 1993, 40(3): 163—167
- 3 Chua L O, Roska T, Venetianer P L. The CNN is universal as the turing machine. *IEEE Trans on Circuits and Systems*, 1993, 40(4): 289—291
- 4 Yang T, Yang L B. Fuzzy cellular neural network; theory. In: Proc International Workshop on Cellular Neural Networks and Their Applications (CNNA'96), Seville, 1996. 225—230
- 5 Yang T, Yang L B. Application of fuzzy cellular neural network to morphological grey-scale reconstruction. *International Journal of Circuit Theory and Application*, 1997, 25(3): 153—165
- 6 Yang T, Yang L B. Fuzzy cellular neural network; a new paradigm for image processing. *International Journal of Circuit Theory and Application*, 1997, 25(6): 469—481
- 7 Serra J. *Image Analysis and Mathematical Morphology*. New York: Academic Press, 1982
- 8 Serra J. *Image Analysis and Mathematical Morphology, Part II: Theoretical Advances*. New York: Academic Press, 1988
- 9 Haralick R M, Sternberg S R, Zhuang X. Image analysis using mathematica morphology. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1987, 9(7): 532—550
- 10 Vincent L. Morphological grey-scale reconstruction in image analysis; applications and efficient algorithms. *IEEE Trans on Image Processing*, 1993, 2(2): 176—201
- 11 Corner M L, Delp E J. An empirical study of morphological operators in color image enhancement. In: Proc the SPIE Conference on Image Processing Algorithms and Techniques III, San Jose, California, 1992. 314—325
- 12 Cruz J M, Chua L O, Roska T. A fast, complex and efficient test implementation of the CNN universal machine. In: Proc the 3rd IEEE International Workshop on Cellular Neural Networks and Their Applications, Rome, 1994