

基于大周边感受野的仿生图像滤波器

杜晓凤¹ 李翠华¹ 李玲玲²

(1 厦门大学 信息科学与技术学院, 福建 厦门 361005;

2 郑州航空工业管理学院 计算机科学与技术系, 河南 郑州 450015)

摘要: 针对图像处理的噪声平滑和对比度增强问题, 提出了一种仿生图像滤波器. 滤波器模拟初级视皮层自适应机制和大周边感受野(包括经典感受野、经典外周与去抑制区)3个区域之间的作用机制; 引入自适应形状的核函数模拟自适应方向选择机制以平滑噪声; 进而利用3个不同尺度的核函数来模拟大周边感受野的3个区域, 通过3个区域的加权组合调节边缘区域的对比度. 对灰度图像的处理实验表明: 这种仿生图像滤波器可以有效地平滑图像噪声, 增强细节特征, 使图像在视觉效果上得到明显改善.

关键词: 图像滤波器; 图像增强; 空间自适应; 梯度结构张力; 感受野

中图分类号: TN911.73 文献标识码: A 文章编号: 1671-4512(2009)11-0078-04

A bionic image filter using extended surround receptive field

Du Xiaofeng¹ Li Cuihua¹ Li Lingling²

(1 School of Information Science and Technology, Xiamen University, Xiamen 361005,

Fujian China; 2 Department of Computer Science and Application, Zhengzhou Institute of

Aeronautical Industry Management, Zhengzhou 450015, China)

Abstract: De-noising and contrast enhancement in image processing were dealt. Then a novel bionic image filter was proposed. The proposed filter simulated the spatially adaptive mechanism in primary visual cortex and the mechanism of the extended surround field (which included the classical receptive field, classical surround and dis-inhibition area). In order to smooth noises, shape adaption of kernel was introduced which simulated the spatially orientation-selective mechanism. Furthermore, three different bandwidth kernels were introduced to simulate these three areas of extended surround field and their weighted combination was used to adjust the contrast of edge regions. Experimental results on grey images show that this bionic filter is a fruitful method to smooth noise, enhance weak information and improve visual quality of image.

Key words: image filter; image enhance; spatially adaptive; gradient structure tensor; receptive field

基于生物视觉机制的图像处理方法, 大都模拟经典感受野与经典外周之间的相互抑制机制. 近年来, 生物视觉研究表明, 在经典感受野中心以外范围内存在大周边感受野区域, 即包括经典感受野、经典外周与去抑制区3个亚单元, 且亚单元具有方向自适应性. 经典感受野与经典外周之间相互抑制; 去抑制区在一定程度上削弱这种抑制

作用^[1]. 结合生物视觉研究成果, 已建立了一系列非经典感受野模型^[2-6]. 这些算法模型与生物视觉的研究成果相似, 分别从图像滤波与生物实验中得出了相近的研究结果.

本文给出一个基于大周边感受野模型的仿生图像滤波器. 该滤波器由3个不同尺度的核函数组成, 根据图像的空间特征, 自适应调节核函数的

收稿日期: 2009-03-06.

作者简介: 杜晓凤(1975-), 女, 博士研究生, E-mail: xfd2005@gmail.com.

基金项目: 国家重点基础研究发展计划资助项目(2007CB311005); 福建省自然科学基金资助项目(A0710020); 河南省教育厅自然科学基金基础研究计划资助项目(2007510023); 河南省高等学校青年骨干教师资助计划项目; 厦门大学985二期信息创新平台资助项目.

带宽和形状, 利用三者之间的加权组合来模拟感受野 3 个区域之间的相互作用机制, 使滤波器同时具备平滑噪声与图像增强的能力.

1 滤波器的组成及原理

早期研究认为感受野模型为两个同心圆形状的高斯滤波器,

$$\text{CRF}(\alpha_1, \alpha_2) = A_1 \exp[-(x^2 + y^2)/(2\alpha_1^2)] - A_2 \exp[-(x^2 + y^2)/(2\alpha_2^2)],$$

式中: CRF 表示神经节细胞的响应方式, α_1 和 α_2 为中心与外周的亚单元的尺度; A_1 和 A_2 是响应的加权. 虽然高斯差分滤波(DOG)模型可以模拟一些低层视觉机制, 但是无法解释一些高层的视觉机理^[7,8].

在文献[2, 3]的模型基础上, 定义仿生滤波器由中心、经典外周和去抑制区 3 个亚单元组成; 用权重分布为椭圆形的核函数模拟亚单元, 核函数

$$K_o(x, y) = \exp[-(x \cos \theta + y \sin \theta)^2 / (2(\lambda \sigma_u)^2) - (-x \sin \theta + y \cos \theta)^2 / (2(\lambda \sigma_v)^2)], \quad (1)$$

式中: 椭圆的长轴 α_u 与短轴 α_v 之比为拉伸参数 λ^2 , α 代表圆形核权重分布函数半峰宽, $\alpha_u = \alpha / \lambda$, $\alpha_v = \lambda \alpha$; θ 为椭圆长轴的方向; λ 为椭圆的缩放参数.

定义图像为 $I[M \times N]$, 对每一点 $I(x, y)$, 其中心区响应为像素值与式(1)的卷积

$$I_c(x, y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} A_c I(x+m, y+n) * K_o(m, n) dm dn, \quad (2)$$

去抑制区响应为

$$I_{ss}(x, y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} A_{ss} I(x+m, y+n) * K_{o_{ss}}(m, n) dm dn, \quad (3)$$

经典外周与去抑制区的协同响应为

$$I_s(x, y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} A_s [I(x+m, y+n) - I_{ss}(x+m, y+n)] * K_o(m, n) dm dn, \quad (4)$$

式中: α_c , α_{ss} 和 α_s 分别为中心、外周单元和去抑制区的权重分布函数半峰宽; A_{ss} , A_s 和 A_c 为加权因子. 最终滤波结果

$$I'(x, y) = I_c(x, y) - I_s(x, y). \quad (5)$$

一般设定 $\alpha_c > \alpha_s > \alpha_{ss}$. $I_{ss}(x, y)$ 为在小尺度内对图像进行平滑滤波的结果, $I_c(x, y)$ 为在较大尺度内对图像进行平滑的结果, 而 $I_s(x, y)$ 为原图像 $I(x, y)$ 与 $I_{ss}(x, y)$ 之差高斯滤波结果. 当图像平滑区域, $I_{ss}(x, y)$ 与 $I(x, y)$ 接近, 所以 $I_s(x, y)$

接近 0, $I'(x, y)$ 的值基本等于 $I_c(x, y)$, 起到平滑噪声的作用; 而在图像边缘处, $I_c(x, y)$ 为边缘两侧的像素灰度值的加权平均. $I(x, y)$ 越接近边缘, 则式(4)中 $I(x, y)$ 与 $I_{ss}(x, y)$ 的差异越大, 两者的差异通过式(5)传递至 $I'(x, y)$, 修正滤波结果的精度. 如果当前处理的像素点处于边缘较深一侧, 通过式(2)高斯滤波后 $I_c(x, y) > I(x, y)$, 设定 $A_{ss} = 1, A_s = 1$, 式(4)相当于两个尺度下高斯滤波的差值, 也就是高斯差分滤波的结果, 这个差异值传至式(5)得到 $I'(x, y)$, 减轻了式(2)高斯平滑造成的边缘模糊情况. 调节加权因子 A_{ss} , A_s 和 A_c , 可以进一步增强边缘两端图像对比度. 通过这样的处理, 使得边缘两端原本亮的区域更亮, 而原本暗的区域更暗, 滤波后图像细节信息清晰可见.

2 图像特征参数估计

视觉细胞的感受野大多呈椭圆状, 从仿生角度出发, 滤波器使用椭圆形核函数. 视皮层的神经元具有方向选择性^[3], 这一机制可以用自适应滤波器来模拟. 当图像滤波时, 核函数的带宽和形状相当于神经元感受野的空间局部性与方向选择性. 与图像局部结构相吻合的核函数在滤波过程中会更好保护边缘等图像细节. 椭圆形核函数的参数 λ , λ 和 θ 与图像的局部特征相关. 这里采用自适应的可控核函数作为 3 个亚单元的核函数, 并利用梯度结构张力^[9]来快速估计图像特征参数.

θ 和 λ 的计算如下: 对图像 $I[M \times N]$ 每一像素点 $I(x, y)$, 张力 T 定义为:

$$\mathbf{T}(\mathbf{g}) = \mathbf{g}\mathbf{g}^T, \quad \mathbf{g} = (g_x, g_y),$$

$$g_x = \delta I / \delta x, \quad g_y = \delta I / \delta y.$$

结构张力为邻域内方向张力的加权线性组合,

$$\mathbf{T}(\mathbf{g}) = \overline{\mathbf{g}\mathbf{g}^T}, \quad \text{即 } \mathbb{T}(\mathbf{g}) = \begin{bmatrix} \overline{g_x^2} & \overline{g_x g_y} \\ \overline{g_x g_y} & \overline{g_y^2} \end{bmatrix},$$

从而得到该点局部方向 θ 为 $\tan(2\theta) = (\overline{g_x^2} - \overline{g_y^2}) / (2\overline{g_x g_y})$, 其中 $\theta = (1/2) \arctan [(\overline{g_x^2} - \overline{g_y^2}) / (2\overline{g_x g_y})]$.

参数 λ 与局部方向的能量相关, $\mathbf{T}(\mathbf{g})$ 的特征值 α, β ($\alpha \geq \beta$) 代表了方向能量分布, $\lambda = 0.5 / (S + 0.5)$, 其中 $S = (\alpha - \beta) / (\alpha + \beta)$.

采用文献[10]提出的方法快速计算 S ,

$$A = \text{tr}(\mathbf{T}) = \alpha + \beta, \quad B = \det(\mathbf{T}) = \alpha\beta,$$

$$S = \sqrt{(\alpha + \beta)^2 - 4\alpha\beta} / (\alpha + \beta) =$$

$$[(A^2 - 4B^2)^{1/2} / A].$$

参数 γ 与点图像局部的平滑度相关, 即

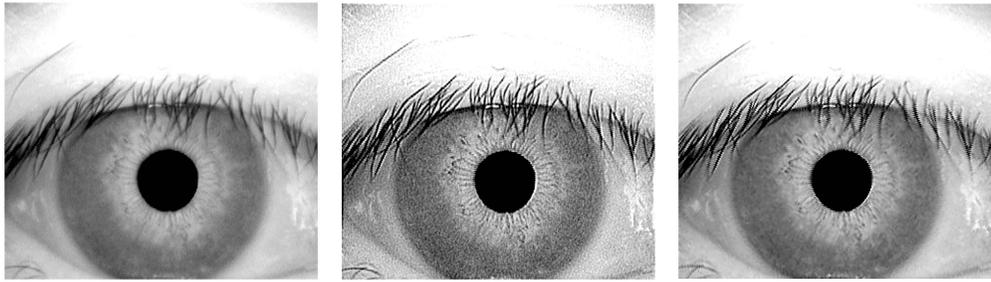
$$\gamma = 1 / [2 \exp((\sqrt{B} - b) / a) + 1]. \quad (6)$$

图像滤波时, 首先由数据驱动得到图像特征参数, 调整核函数的形状, 使其随图像的特征而改变. 在边缘区, λ 较大, 核的形状是一个拉伸的椭圆形, 边缘越强, 方向能量越大, 长短轴的比值就越大, 椭圆也就越扁; 椭圆的长轴方向与边缘方向相同, 以避免边缘模糊. 在平滑区域 λ 接近 1, 长短轴基本相等, 核的形状近似为圆形, 这样滤波器的作用区域较大, 可以较好地平滑噪声. 在纹理区

γ 较小, 避免滤波后纹理信息的丢失.

3 实验结果及分析

实验证明若感受野的 3 个区域中有 1 个区域具有方向选择性, 则感受野整体的输出就具有方向选择性^[3]. 在实际使用中, K_{α_s} 与 K_{α_c} 为可控核函数, $K_{\alpha_{ss}}$ 采用原始的高斯核函数. 通过对 100 幅图像的训练, 得到式(6)中参数 $a = 80, b = 50$. 图 1 和图 2 中是部分对比实验结果, 客观评价标准为



(a) 原始图像 (b) 文献[5]结果($R_{PSNR} = 17.96$) (c) 本文结果($R_{PSNR} = 24.68$)

图 1 图像增强对比实验



(a) 噪声图像($\sigma = 10, R_{PSNR} = 28.10$) (b) 文献[6]结果($R_{PSNR} = 35.10$) (c) 本文结果($R_{PSNR} = 35.27$)

图 2 图像去噪对比实验

峰值信噪比 R_{PSNR} , 即

$$R_{PSNR} = 10 \lg(255^2 / \|f_a - f\|_2),$$

式中 f 和 f_a 分别为原图与滤波后的图像信号. 对比实验图 1(a) 和 (b) 来自文献[5], 在图 1 中, 图像滤波后, 睫毛及虹膜处细节得到增强, 与文献[5]的处理结果相比, 本文的方法平滑了眼皮处的噪声. 处理时的参数分别为 $\alpha_c = 1, \alpha_s = 0.5, \alpha_{ss} = 1.5; A_{ss} = 1, A_s = 5, A_c = 1$. 图 2 是在图像去噪上

对比实验结果, 由于增加了一个修正项, 进一步避免滤波造成的边缘模糊, 因此本文的方法在峰值信噪比上高于文献[6], 处理时的参数分别为 $\alpha_c = 1, \alpha_{ss} = 0.5, \alpha_s = 1.5; A_{ss} = 1, A_s = 1.2, A_c = 1$. 由图 3 可以看到, 加权因子的改变会导致图像亮度的改变, 在原图中灰度值较低的珊瑚, 在滤波后变得醒目.

当进行图像增强时, 参数 A_{ss} 和 A_c 取 1, A_s



(a) 原始图像 (b) $A_{ss} = 0.9, A_s = 10, A_c = 1$ (c) $A_{ss} = 0.7, A_s = 10, A_c = 1$

图 3 加权因子对滤波结果的影响

一般取值大于 A_s , 这样处理后的图像, 在边缘处对比度得到了增强, A_s 取值越大, 则对比越明显. 图像去噪时, 3 个参数的设置一般接近 1. 由于采用了自适应的核函数, 仿生滤波器计算复杂度高于文献[5]的算法. 本文的实验环境为: Intel Core 2.4 GHz 处理器, 2 Gbyte 内存, 利用 VC 编程, 对一幅 512×512 的图像处理时间大约为 5 s.

本文提出了一种仿生的图像滤波器, 添加一个修正项来修正估计值. 与文献[5]采用的回归函数的二阶导数作为修正项不同, 这里的修正项由两个自适应的核函数组成. 传统的滤波器仅考虑了当前像素点与邻近点之间的关系, 通过引入不同尺度的核函数, 仿生的滤波器考虑了更大范围内的图像结构特征, 滤波时有了更多可以控制的参数, 图像滤波也就更加灵活. 实验表明, 这种滤波器较好地模拟了生物视觉中大周边感受野 3 个区域之间机制, 加大了对图像局部特征强度的控制; 在平滑图像噪声的同时增强图像细节. 另外, 如何通过对三个核函数的加权因子 A_{ss} , A_s 和 A_c 的调节来进一步地改善图像质量是下一步研究的重点.

参 考 文 献

- [1] 寿天德, 周逸峰. 视觉系统皮层下细胞的方位和方向敏感性[J]. 生理学报, 1996, 48(2): 105-112.
- [2] 邱志诚, 黎 臧, 顾凡及, 等. 视网膜神经节细胞感受野的一种新模型 III[J]. 生物物理学报, 2000, 16(2): 296-302.
- [3] Cai C F, Liang P J, Zhang P M. A simulation study on the encoding mechanism of retinal ganglion Cell [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2007, 4 689: 470-479.
- [4] Grigorescu C, Petkov N, Westenberg M A. Contour detection based on non-classical receptive field inhibition[J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2003, 12(7): 729-737.
- [5] Zhang J S, Huang X F, Zhou C H. An improved kernel regression method based on Taylor expansion[J]. Applied Mathematics and Computation, 2008, 193(2): 419-429.
- [6] Takeda H, Farsiu S, Milanfar P. Kernel regression for image processing and reconstruction applied mathematics and computation[J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2007, 16(2): 349-366.
- [7] Troy J B, Shou T. The receptive fields of cat retinal ganglion cells in physiological and pathological states: where we are after half a century of research[J]. Progress in Retinal and Eye Research, 2002, 21(3): 263-302.
- [8] Kuntal G, Sandip S, Kamales B. A possible explanation of the low-level brightness-contrast illusions in the light of an extended classical receptive field model of retinal ganglion cells[J]. Biological Cybernetics, 2006, 94(2): 89-96.
- [9] van Vliet L J, Faas F G A. Multi-orientation analysis by decomposing the structure tensor and clustering [C] // Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition. Washington: IEEE, 2006: 856-860.
- [10] Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector[C] // Proceeding of 4th Alvey Vision Conference. Manchester: University of Manchester, 1988: 147-151.