

连续子邻域内的鲁棒双边滤波

肖秀春^{1,3} 王章野² 张雨浓¹ 姜孝华¹ 彭群生²

(中山大学信息科学与技术学院 广州 510275)¹ (浙江大学 CAD&CG 国家重点实验室 杭州 310027)²
(广东海洋大学信息学院 湛江 524025)³

摘要 提出一种连续子邻域内的鲁棒双边滤波算法(Robust Bilateral Filtering)。首先,利用自适应区域生长方法在图像局部邻域中分割出种子像素的连续子邻域;然后,在该连续子邻域中采用改进的双边滤波算法对种子像素值进行平滑处理。为了提高算法的鲁棒性能,类似非局域均值滤波算法(Non-Local Means Filtering),以像素空间临近度和像素局部窗口相似度定义该滤波器核函数。算法结合了双边滤波和非局域均值滤波的优点,且在连续子邻域内进行去噪处理相对可获得更为合理的图像效果。仿真实验表明,该算法具有良好的去噪效果,同时较好地保留了图像的细节特征。

关键词 图像去噪,双边滤波,非局域均值滤波,子邻域

中图法分类号 TP391 **文献标识码** A

Robust Bilateral Filter in Consistent Sub-neighborhoods

XIAO Xiu-chun^{1,3} WANG Zhang-ye² ZHANG Yu-nong¹ JIANG Xiao-hua¹ PENG Qun-sheng²

(School of Information Science and Technology, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China)¹

(State Key Lab of CAD&CG, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)²

(College of Information, Guangdong Ocean University, Zhanjiang 524025, China)³

Abstract A robust bilateral filtering algorithm based on consistent sub-neighborhoods was presented. Firstly, employ adaptive region growing method to split local neighborhood of the seed pixel into consistent sub-neighborhoods. Then, within one of the sub-neighborhoods, smooth the value of seed pixel by using improved bilateral filter algorithm. To enhance the robust performance, by following the definition of non-local means filtering, define kernel function of this filter based on geometric closeness and local neighborhood window similarity. Because this algorithm combines both the advantages of bilateral filter and non-local means filter, and also denoises within consistent sub-neighborhoods, it can gain a more reasonable image effect. Simulation experiments demonstrate that the presented algorithm can remove noise effectively, and simultaneously preserve detailed feature of the image.

Keywords Image denoising, Bilateral filtering, Non-local means filtering, Sub-neighborhoods

1 引言

图像去噪(Image Denoising)的目的是从噪声图像中恢复不含噪声的图像,一般包括3个方面的要求,即去除噪声、保持图像中的有效信息和不产生人工虚假信息^[1]。它是图像处理和计算机视觉等相关研究领域中较为重要的基础问题之一^[2]。近年来,研究人员已经从不同的应用背景出发,将各种数学工具应用于图像去噪,提出了多种图像去噪方法。这些图像去噪方法大致可分为空间域和频率域的方法^[3]。

空间域的图像去噪方法是一类较为简单和较易理解的方法。由于图像的像素值并不是孤立的,在它一定范围内的邻

域像素与其存在相互依存的关系^[2]。因此,通常可以在空间域中利用邻域像素值的加权平均来平滑图像中的噪声。均值滤波、中值滤波以及高斯滤波等都是运用上述原理的特定方法^[3]。其中,高斯滤波是早期最有代表的空间域图像去噪方法,具有很强的去噪能力,但它不能很好地保持图像的边缘等特征信息^[1]。

一般来说,图像信号与噪声所处的频带是不相同的,这就为图像的频域去噪提供了支撑基础。频率域的图像去噪方法首先分析噪声图像的频率,然后,针对噪声所在的频带,设计相应的滤波器,去除图像中的噪声。目前,频率域的图像去噪方法主要有 Wiener 滤波和小波分析等^[3]。其中,小波分析又

到稿日期:2010-04-06 返修日期:2010-07-28 本文受国家自然科学基金(60775050),浙江大学 CAD/CG 国家重点实验室开放课题(A0908)资助。

肖秀春(1976—),男,博士生,主要研究方向为图像处理,E-mail:springxxc@163.com;王章野(1965—),男,博士,副教授,主要研究方向为真实感图形、红外成像仿真、多光谱图像信息处理、虚拟现实;张雨浓(1973—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为神经网络、冗余机器人、高斯过程;姜孝华(1963—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为智能信息处理、电力信号检测;彭群生(1947—),男,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究方向为真实感图形、虚拟现实、红外成像仿真、基于点的造型与绘制、科学计算可视化。

分为硬阈值和软阈值法,由于其在时域和频域中都具有良好的局部化性质,因此被广泛应用于图像去噪。但小波去噪同样存在模糊图像细节特征的缺点^[4]。

事实上,上述空间域和频率域的图像去噪方法本质上是一种带通滤波器,且都是各向同性(Isotropic)的滤波方法,其缺点是在去除噪声的同时模糊了图像特征。针对这一问题,多种各向异性(Anisotropic)的图像去噪方法被提出。基于各向异性扩散(Anisotropic Diffusion)的图像去噪方法就是目前研究较多的一类各向异性滤波方法^[5]。该类方法能够在滤除图像噪声和保持图像特征这对矛盾之间找到一种平衡。

双边滤波也是一种非线性、各向异性的 2D 信号滤波方法,是结合像素的空间临近度和像素值相似度的一种折衷处理。相对基于扩散的滤波来说,它具有简单、非迭代、局部的特点。然而,由于双边滤波仍是一种图像邻域像素值的加权平均处理方法,因此,它仍将不同程度地模糊图像的细节特征。

非局域均值滤波是最近几年提出来的图像去噪方法^[6-8]。它以当前像素为中心,选取大小固定的窗口,在整幅图像内寻找与其具有相似像素值分布的窗口,以窗口之间的相似度作为权重对当前像素的像素值进行加权平均。由于该方法充分利用了图像中的纹理冗余信息,因此它非常适合于处理纹理图像。但是,该方法存在逐像素计算局域相似度、复杂度高的缺点。

事实上,图像中的像素值通常仅与其连续子邻域内的像素具有相互依存关系。双边滤波忽视了上述事实,导致其对图像细节特征的模糊。另一方面,多数实际图像并非典型的纹理图像,因此,非局域均值滤波不必舍近求远,只要搜寻其局部连续子邻域,即可找到具有相似像素值分布窗口的大量相似像素。

本文充分利用所处理种子像素(本文称所处理像素为种子像素)的连续子邻域特点,结合双边滤波和非局域均值滤波的优点,提出连续子邻域内的鲁棒双边滤波算法^[9]。算法在种子像素连续子邻域内以像素空间临近度和像素局部窗口相似度定义滤波器核函数,可有效降低相似像素的搜索范围,获得较好的图像去噪效果。

2 连续子邻域内图像去噪的必要性

通常,图像中的细节特征(如边缘)为图像中物体与背景之间、物体各部分之间的界限,以这些边缘特征为界的各连续区域代表着物体的各部分,其像素值一般依存本区域内像素,而与其它区域像素没有明显依存关系。传统图像去噪方法本质上是对种子像素的局部邻域全部像素值加权平均来估计种子像素的理想值,这将不可避免地导致估计误差。

本节将首先分析 3 种典型滤波方法在局部邻域内的核函数及导致其对细节特征模糊的原因,然后讨论连续子邻域内进行图像去噪的必要性。

2.1 滤波器在局部邻域内的核函数

前述表明,图像去噪本质上是用局部邻域像素值加权平均来估计种子像素的理想值。因此,理论上说,各种滤波器的差异一般体现在其核函数定义的不同。式(1)、式(2)、式(3)分别定义了均值滤波、高斯滤波和双边滤波:

$$\bar{g}_p = \sum_{p_i \in N} W_{mean} g_{p_i} \quad (1)$$

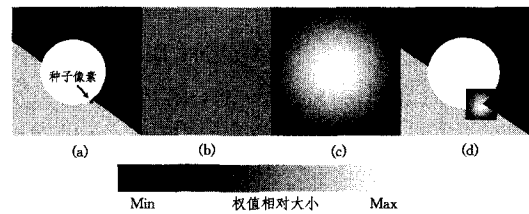
$$\bar{g}_p = \sum_{p_i \in N} W_{gaussian} g_{p_i} \quad (2)$$

$$\bar{g}_p = \sum_{p_i \in N} W_{bfilter} g_{p_i} \quad (3)$$

式中, $W_{mean} = 1/n$, n 为邻域像素总数, $W_{gaussian} = \frac{1}{4\pi\sigma_d^2}$

$e^{-\frac{(i_{p_i}-i_p)^2+(j_{p_i}-j_p)^2}{4\sigma_d^2}}$, $W_{bfilter} = \frac{W_r W_d}{\sum_{p_i \in N} W_r W_d}$, $W_d = \exp(-((i_{p_i}-i_p)^2+(j_{p_i}-j_p)^2)/2\sigma_d^2)$, $W_r = \exp(-(g_{p_i}-g_p)^2/2\sigma_r^2)$, 其中, g_p, \bar{g}_p 分别为当前所处理像素 p 滤波前后的像素值, g_{p_i} 为邻域内像素 p_i 的像素值, N 为像素 p 的一定范围邻域, $\sum_{p_i \in N} W_r W_d$ 为权重归一化因子,且 W_d, W_r 分别表示像素 p 与邻域像素 p_i 的空间临近度和像素值相似度, $(i_p, j_p), (i_{p_i}, j_{p_i})$ 分别表示像素 p 与邻域像素 p_i 在图像中的位置。 σ_d, σ_r 分别是空间临近度和像素值相似度标准差,均为滤波器参数。

图 1 为均值滤波、高斯滤波以及双边滤波在其局部邻域内的核函数分布。由于双边滤波核函数与种子像素位置有关,为直观起见,直接在原始 Line_Circle 图中绘制其核函数($\sigma_d=20, \sigma_r=0.3$)。另外,为观察方便,图中按核函数取值的相对大小绘制(下同)。



(a) Line_Circle 图及种子像素, (b) 均值滤波核函数, (c) 高斯滤波核函数, (d) 双边滤波核函数(矩形区域)

图 1 3 种典型滤波器在局部邻域内的核函数

由核函数定义及上述对应的图像可见,均值滤波对邻域内所有像素进行等权平均,而高斯滤波以空间临近度计算高斯核函数加权平均,双边滤波则以空间临近度和像素值相似度计算双边核函数加权平均。由此可知,均值滤波可能将物体其它部分中的像素纳入等权平均,在一定程度上模糊图像细节特征;而双边滤波因纳入的物体其它部分像素所占权重较小,则可相对较好地保留图像特征。

然而,即使对于双边滤波,观察图 1 可知:尽管种子像素位于 Line_Circle 图的三角形区域,但双边滤波核函数在图中圆形区域仍有较大值,使得圆形区域像素将种子像素“拉”向模糊。

2.2 连续子邻域内的双边滤波核函数

为了实现在连续子邻域内进行图像去噪,首先需要在种子像素的局部邻域内分割出连续子邻域。事实上,噪声图像连续区域分割是一个比较困难的课题。但本文算法仅要求已知种子像素的情况下将其所在连续子邻域分割出来,因此,问题变得相对简单。本文采用文献[10]中应用的基于高斯模型的自适应区域生长方法来实现这个目标,即通过高斯模型对邻域内直方图拟合得到阈值,从而确定生长标准函数:

$$h(x; \mu, \sigma) = \begin{cases} 1, & \text{if } \mu - c\sigma < x < \mu + c\sigma \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$

式中, μ, σ 分别是在选定的邻域中拟合得到的高斯模型的均值和方差, c 是系数因子。

图 2 为种子像素位于 3 个典型不同位置时连续子邻域内的双边滤波核函数,它将只对连续子邻域像素值进行加权平均。

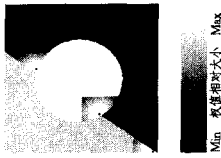


图2 种子像素位于 Line_Circle 图中 3 个典型的不同位置时双边滤波在连续子邻域内的核函数

图 3(a)~(c) 为以无噪的 Line_Circle 图为实验测试对象, 分别在局部邻域内和在连续子邻域内迭代 1, 2, 4 次双边滤波的去噪结果。对比上述实验结果可知, 在局部邻域内应用双边滤波, 将一定程度上模糊图像细节特征, 当迭代多次双边滤波时, 这种对细节特征模糊的现象将变得更为严重。而在局部连续子邻域内的迭代多次双边滤波可避免这种情况的发生。另外, 图 3(d) 迭代 4 次时噪声图像滤噪前后的差值图像也表明, 在连续子邻域内滤波是必要的。

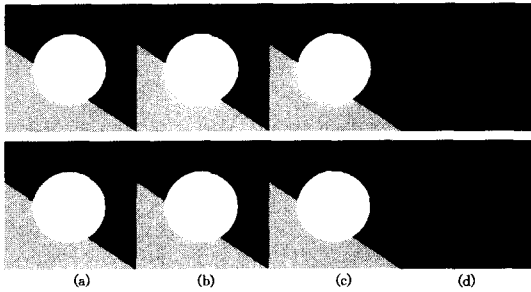


图3 无噪 Line_Circle 图分别在局部邻域和连续子邻域内迭代多次双边滤波去噪结果: 上排为在局部邻域应用双边滤波结果; 下排为在局部连续子邻域应用双边滤波结果; (a) 迭代 1 次, (b) 迭代 2 次, (c) 迭代 4 次, (d) 迭代 4 次时与原图像的差

由上述分析和仿真实验结果对比可知, 在连续子邻域像素内进行图像去噪是必要的, 可期望对自然图像滤波时取得更好的去噪效果。

3 连续子邻域内的鲁棒双边滤波

双边滤波以空间临近度和像素值相似度计算双边核函数再加权平均。其中, 像素值相似度定义为两像素值差的高斯基函数。但是, 对于噪声图像, 两像素值差对噪声敏感^[1]。

非局域均值滤波以当前像素为中心, 选取大小固定的窗口, 在图像内寻找与其具有相似像素值分布的窗口, 以窗口之间的相似度对当前像素的像素值进行加权平均。显然, 窗口相似度是一种统计属性, 相对像素值差来说, 受噪声影响更小。但该方法存在逐像素计算局域相似度导致复杂度较高的缺点。

本文结合双边滤波和非局域均值滤波的优点, 由窗口相似度替代双边滤波的像素值相似度, 从而设计由窗口相似度和空间临近度定义的双边滤波器。由于窗口相似度相对像素值相似度具有更强的抑噪性能, 因此, 本文的双边滤波器是鲁棒的。

对于灰度数字图像, 我们可以设计如式(4)所示的鲁棒双边滤波器:

$$g_p = \frac{\sum_{p_i \in N} W_s W_d g_{p_i}}{\sum_{p_i \in N} W_s W_d} \quad (4)$$

式中, p, p_i, g_p, g_{p_i} 的定义如前所述, N 为像素 p 的连续子邻域。 $\sum_{p_i \in N} W_s W_d$ 为权值归一化因子, 且 W_d, W_s 分别表示像

素 p 与邻域像素 p_i 的空间临近度和局域窗口相似度, 其定义如下:

$$W_d = \exp(-((i_{p_i} - i_p)^2 + (j_{p_i} - j_p)^2) / 2\sigma_d^2)$$

$$W_s = \frac{\exp(-\sum_{q_j' \in L, q_i \in M} W_d \cdot \|g_{q_j'} - g_{q_i}\|^2 / \sigma_s^2)}{\sum_{p_i \in N} (-\sum_{q_j' \in L, q_i \in M} W_d \cdot \|g_{q_j'} - g_{q_i}\|^2 / \sigma_s^2)}$$

式中, $(i_p, j_p), (i_{p_i}, j_{p_i})$ 分别表示像素 p 与邻域像素 p_i 在图像中的位置, q_j 为像素 p 的局部窗口 L 内的像素, q_j' 为像素搜寻窗口 M 内与 L 对应位置的像素, $g_{q_i}, g_{q_j'}$ 分别为 q_i, q_j' 对应的像素值, σ_d, σ_s 分别为与空间临近度和窗口相似度相关的滤波参数。

值得指出的是, 只要扩展像素值为彩色图像的多个颜色通道, 式(4)所示的鲁棒双边滤波就可以应用于彩色图像。

4 实验及结果分析

为了验证本文算法良好的去噪和细节保持特性, 我们采用细节特征较强的合成灰度图像 Line_Circle 图(256×256 像素)以及标准 Lena 图(256×256 像素)作为测试图像, 分别应用双边滤波和本文连续子邻域内的鲁棒双边滤波对实验图像进行去噪处理, 通过实验结果对比和分析, 验证了本文算法的有效性。

图 4 为以 Line_Circle 灰度图像作为测试图像的去噪结果对比。在图 4 中, (a) 为原始 Line_Circle 灰度图像, (b) 为携带标准方差 $\sigma_n = 50$ 的高斯白噪声图像, (c) 为采用参数 $\sigma_d = 7, \sigma_s = 51$, 邻域大小为 21×21 时的双边去噪结果, (d) 为采用相同参数时连续子邻域鲁棒双边去噪结果。

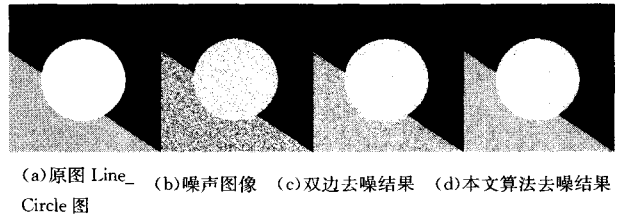


图4 合成灰度图像实验结果对比

仔细观察图 4(c), 不难发现, 原始图像中的部分边缘特征在进行双边滤波后的图像中没有得到较好的保持, 而是变得模糊, 并且图像中的噪声尚未滤除干净。而图 4(d) 本文算法在有效去除图像噪声的同时, 较好地保持了图像特征。

图 5 为以 Lena 灰度图像作为测试图像的去噪结果。其中, 图 5(b) 为携带标准方差 $\sigma_n = 25$ 时的高斯白噪声图像, 图 5(c)、图 5(d) 分别为采用图 4 相同参数时双边滤波和连续子邻域内的鲁棒双边去噪结果。由去噪结果对比可知, 本文算法取得了比双边滤波更好的去噪效果, 且相对较好地保持了图像中的细节特征。



图5 标准 Lena 图像实验结果对比

表 1 给出了本文算法与双边滤波对不同测试图像在不同噪声水平下去噪时的峰值信噪比(PSNR)。对比表中的数据可知, 本文算法相比传统双边滤波可获得较高的峰值信噪比。

表1 不同噪声水平下测试图像的峰值信噪比(PNSR)

输入图像	σ_n	双边滤波(dB)	本文方法(dB)
Lena (256×256)	10	26.5	30.5
	20	26.1	29.7
	40	21.9	27.9
Cameraman (256×256)	10	27.5	28.9
	20	26.8	28.2
	40	22.0	25.7
Peppers (512×512)	10	28.7	32.2
	20	27.5	31.5
	40	22.5	29.5
Average		25.5	29.3

另外,需要特别指出的是,为了更好地对比和展示本文算法的优点,传统双边滤波和本文算法采用相同的滤波器参数,但并非两者的最佳滤波参数。

结束语 图像中的细节特征(如边缘)是物体各部分之间的界限,以这些特征为界的各连续区域代表着物体的各个部分。通常,图像去噪在各连续区域内进行才能取得更有效的去噪效果和保持图像细节特征。为此,本文提出了一种在连续子邻域内进行的鲁棒双边滤波方法。通过仿真实验对比及理论分析,可以得出如下结论:本文算法可以在获得良好去噪效果的同时保留图像的细节特征,具有较好的鲁棒性能(或抑噪性能)。

参考文献

[1] 陈强,郑钰辉,孙权森,等. 片相似性各向异性扩散图像去噪[J]. 计算机研究与发展, 2010, 47(1): 33-42
 [2] Tomasi C, Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images [C]// Proceedings of the 6-th International Conference on

(上接第 268 页)

分别表示心率上升和下降的步进。 $A_r/T_r, A_f/T_f, A_r \times T_r$ 和 $A_f \times T_f$ 是 4 个衍生变量。

表4 特征选择结果

Target	Selected features
Anger	DFT(11)_GSR, DFT(13)_GSR, Min_ $A_r \times T_r$
Disgust	DFT(10)_GSR, DFT(16)_GSR, Max_ HR, Range_ R_r , Min_ A_r , Max_ A_r , DFT(4)_HR, DFT(6)_HR, DFT(15)_HR
	Max_ GSR, Min_ GSR, DFT(3)_GSR, DFT(4)_GSR, DFT(7)_GSR, Median_ HR, Range_ HR, Mean_ T_r , Max_ T_r , Mean_ R_r , Std_ R_r , Median_ R_r , Max_ R_r , Mean_ F_r , Mean_ A_r , Std_ A_r , Min_ A_r , Min_ A_f , Min_ A_r/T_r , Std_ A_f/T_f , DFT(2)_HR, DFT(3)_HR, DFT(7)_HR, DFT(8)_HR
Grief	Min_ GSR, Std_ A_r/T_r , Median_ A_f/T_f
Joy	Mean_ HR, Mean_ $A_r \times T_r$
Surprise	Mean_ GSR, Max_ GSR, Min_ GSR, Range_ GSR, DFT(4)_GSR, Mean_ HR, Median_ R_r , Median_ F_r , Std_ A_r , Max_ A_r , Median_ T_r , Min_ T_r , Min_ A_r/T_r , Mean_ $A_r \times T_r$, Std_ $A_r \times T_r$, Max_ $A_r \times T_r$, Min_ $A_r \times T_r$, DFT(2)_HR, DFT(3)_HR, DFT(5)_HR, DFT(6)_HR, DFT(10)_HR, DFT(16)_HR

在后期工作中设计特征选择和分类器时,可以将多种特征选择算法和不同的分类器相结合来识别情感;可提取更多的生理信号的特征,例如脑电、肌电等,并同时识别多种情感状态,从而建立一个比较完备的情感识别系统。

参考文献

[1] Picard R W. Affective Computing[M]. Massachusetts: the MIT Press, 1997

Computer Vision, Bombay, 1998: 839-846

[3] Buades A, Coll B, Morel J M. Review of image denoising algorithms with a new one [J]. Multiscale Modeling and Simulation, 2005, 4(2): 490-530
 [4] Gijbels I, Lambert A, Qiu P. Edge-preserving image denoising and estimation of discontinuous surfaces [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(7): 1075-1087
 [5] Barash D. A fundamental relationship between bilateral filtering, adaptive smoothing, and the nonlinear diffusion equation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(6): 844-847
 [6] Liu Y, Wang J, Chen X, et al. A robust and fast non-local means algorithm for image denoising [J]. Journal of Computer Science and Technology, 2008, 23(2): 270-279
 [7] 刘艳丽,郭延文,王进,等. 噪声方差未知的小波域中非局部均值图像去噪[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2009, 21(4): 526-532
 [8] Buades A, Coll B, Morel N. A non-local algorithm for image denoising [J]. IEEE Transactions on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005, 2: 60-65
 [9] Fan H, Yu Y, Peng Q. Robust feature-preserving mesh denoising based on consistent subneighborhoods [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2010, 16
 [10] 陆剑锋,林海,潘志庚. 自适应区域生长算法在医学图像分割中的应用[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(10): 2168-2173
 [11] Irfan T B, Nasir M R. Multilateral filtering: a novel framework for generic similarity-based image denoising [C]// Proceedings International Conference on Image Processing, 2009: 2981-2984
 [2] Picard R W, Vyzas E, Healey J. Toward Machine Emotional Intelligence: Analysis of Affective Physiological State [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(10): 1175-1191
 [3] Kim Jonghwa, Andre E. Emotion recognition Based on Physiological Changes in Music Listening [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(12): 2067-2083
 [4] Gross J J, Levenson R W. Emotion elicitation using films [J]. Cognition and Emotion, 1995, 9(1): 87-108
 [5] Ktata S, Ouni K, Ellouze N. ECG Signal Maxima Detection Using Wavelet Transform [C]// Proceedings of 2006 IEEE International Symposium on Industrial Electronics. IEEE Press, 2007: 700-703
 [6] 温万惠,邱玉辉,刘光远,等. 情感生理反应样本库的建立与数据相关性分析[J]. 中国科学 F 辑(信息科学), 2011(1)
 [7] Isabelle G, Andre E. An Introduction to variable and feature selection [J]. Journal of Machine Learning Research, 2003, 3: 1157-1182
 [8] Bradley A P. The use of the area under the ROC curve in the evaluation of machine learning algorithms [J]. Pattern Recognition Society, 1997, 30: 1145-1159
 [9] 康立山,谢云,尤失勇,等. 非数值并行算法——模拟退火算法 [M]. 北京: 科学出版社, 1998
 [10] Dorigo M, Stützle T. Ant Colony Optimization [M]. MIT Press, 2004: 64-116
 [11] Kennedy J, Eberhart R C. A discrete binary version of the particle swarm algorithm [C]// the 1997 IEEE Int. Conf. Systems, Man, and Cybernetics; Computational Cybernetics and Simulation, vol. 5, Orlando, FL, USA, 1997: 4104-4108