

# 低信噪比下融合随机共振的运动目标检测算法\*

陈明生<sup>1,2</sup>, 秦明新<sup>2</sup>, 孙即祥<sup>1</sup>, 尹中秋<sup>3</sup>, 宁旭<sup>2</sup>

- (1. 国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073;
2. 第三军医大学 生物医学工程与医学影像学院, 重庆 400030;
3. 驻某军事代表室, 河南 郑州 450062)

**摘要:**为提高智能视频监控系统中运动目标检测算法在低信噪比条件下的鲁棒性,结合混合高斯背景建模算法和随机共振原理实现一种低信噪比下的运动目标检测算法。算法根据混合高斯背景模型对当前帧生成目标概率灰度图,在本文定义的性能评价函数下,通过向该概率灰度图添加噪声使得评价函数最优化从而达到随机共振,对该随机共振灰度图进行阈值分割得到输出的检测目标。针对昏暗、大雾和红外视频分别进行了实验,证实了本文算法的有效性同时也显示本文算法相对于普通背景差算法性能获得了明显提升。

**关键词:**目标检测;混合高斯;目标概率灰度图;随机共振

中图分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1001-2486(2013)01-0103-05

## An algorithm improving objects detection for low-quality video using stochastic resonance

CHEN Mingsheng<sup>1,2</sup>, QIN Mingxin<sup>2</sup>, SUN Jixiang<sup>1</sup>, YIN Zhongqiu<sup>3</sup>, NING Xu<sup>2</sup>

- (1. College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;
2. College of Biomedical Engineering and Medical Imaging, The Third Military Medical University, Chongqing 400030, China;
3. The PLA Agent, Zhengzhou 450062, China)

**Abstract:** Video object extraction is a key technology in intelligence surveillance. An object detection algorithm for low-quality video based on Gaussian Mix Model and stochastic resonance was proposed. Firstly, the algorithm generated the object probability gray image from the current frame with the Gaussian Mix Model by the mapping function defined. Then, stochastic resonance was applied to the object probability gray image by adding noise until the defined evaluation function achieved the minimum value. After stochastic resonance, an effectively enhanced object probability gray image could be obtained. Hence the binary image including the interested objects is retrieved by segmentation of the enhanced object probability gray image. The experimental results show that the proposed algorithm combining the Gaussian Mix Model and the stochastic resonance achieved satisfactory subjective and objective performance under the worse environment with dark, foggy and infrared imaging while the classic background subtraction method almost could not detect the interested objects.

**Key words:** object detection; Gaussian mixture model; object probability gray image; stochastic resonance

视频运动目标检测和提取是视频分析和视频理解的前提,是智能视频监控系统的核心技术。目前,研究得较为广泛的是基于背景差的运动目标检测方法。此类算法通过对视频背景建立模型,将待检测目标像素点与模型的匹配与否判断前景背景。而较为成熟的背景模型是混合高斯模型<sup>[1]</sup>(GMM),它能较好地克服背景中的周期性运动干扰。文献[2]提出了一种GMM模型的改进算法,引入隶属度图和像素空间信息提高检测性能,但这些GMM及改进算法不适应低信噪比环境<sup>[2]</sup>,限制了算法的应用范围。视频中包含大量噪声、低亮度、运动目标与背景之间的对比度低都

可以看作是低信噪比条件。相对于普通光学图像,红外视频图像也具有较低的信噪比,为提高目标可探测性,文献[3]针对红外图像提出了一种增强对比度的方法。

随机共振是一种非线性现象,最初是由 Benzi 等<sup>[4]</sup>在研究古气象冰川问题时提出的。在非线性和系统中,当输入信号、噪声和非线性系统之间达到某种匹配时,会发生噪声能量向信号能量的转移,使得输出信噪比增强,并达到极大值,输入噪声参数值高于或低于这一值时,输出信噪比都会显著下降<sup>[5]</sup>。随机共振在信号检测中的一个重要应用就是通过阈下随机共振检测阈值以下的小

\* 收稿日期:2012-03-01

作者简介:陈明生(1983—),男,湖北英山人,博士研究生,E-mail:chenms83@163.com;  
秦明新(通信作者),男,教授,博士生导师,E-mail:qmingxin@tmmu.edu.cn

信号。文献[6]综述了随机共振在工程信号处理方面的研究成果,并从信号估计和检测的角度,分析了推动随机共振发展的信息学和生物学背景。而在视觉系统中,阈值系统是典型的非线性系统。随机共振在二维信息处理中的应用也逐渐获得学者们的关注。向学勤等人提出了一种通过自适应调节和添加最优噪声的方法来实现图像随机共振,以取得最佳的图像复原效果。对于被强噪声污染的灰度图像,该算法取得了优于传统算法的效果<sup>[7]</sup>。文献[8]针对过干或过湿噪声的低质量指纹图像,利用随机共振原理,通过向图像中添加能达到随机共振的适量噪声增强图像质量,以提取更好的指纹图像特征。

### 1 基于混合高斯背景的目标概率灰度图

在经典混合高斯背景模型中,设用来描述每个像素点  $(u, v)$  灰度的高斯分布共  $K$  个,则像素  $X(u, v)$  在  $t$  时刻的概率密度函数可表示如下:

$$p(X_t) = \sum_{j=1}^K \omega_{j,t} N(X_t | \mu_{j,t}, \sigma_{j,t}^2) \quad (1)$$

其中:  $\omega_{j,t}$  为  $t$  时刻第  $j$  个高斯分布在混合模型中所占的权值,  $K$  为高斯模型的个数,  $N$  为高斯模型的密度函数,  $\mu_{j,t}, \sigma_{j,t}^2$  分别为第  $j$  个高斯分布的均值和协方差。

将  $K$  个高斯分布按照权重  $\omega_{j,t}$  从大到小排列,取前  $B$  个分布作为背景模型,如下式:

$$B = \arg \min_b \left( \sum_{j=1}^b \omega_j > M \right) \quad (2)$$

其中  $0 < M \leq 1, M$  是预先定义的阈值,它表示在模型中能真正反映背景的数据占总数据的最小比重。

在前景背景的判决过程中,如果  $X_t$  与  $B$  个高斯分量都不匹配,则  $X_t$  为运动目标(即前景),否则为背景。其中的匹配的含义如下:

$$|X_t - \mu_j| < \lambda \sigma_j, \text{ 匹配系数 } \lambda = 2.5 \quad (3)$$

通过该模型可以发现其对背景中常见的周期运动干扰有良好的建模能力,但是在低信噪比环境下,上述模型的匹配判决过程具有较高的错误风险:(1) 低信噪比环境下的大量噪声被判为运动目标。(2) 低信噪比环境下的运动目标与背景差异较小,容易将目标误判为背景,通过调节匹配系数则又会让更多的噪声被判为目标,即增加了对噪声的敏感度。

通过研究上述模型发现该模型本身的改进难以克服上述问题。本文利用 GMM 模型生成目标概率灰度图,生成方法如下所述:

$$\text{设统计量 } z = \min_{j \in \{1, \dots, B\}} \frac{|x_t - \mu_j|}{\sigma_j}, \quad B =$$

$$\arg \min_b \left( \sum_{j=1}^b \omega_j > M \right), M \text{ 为权重阈值且 } 0 < M \leq 1, z \sim N(0, 1), \text{ 有假设检验 } H_0: \mu = \mu_j; H_1: \mu \neq \mu_j, \text{ 显著性水平 } \alpha, \text{ 显著性水平 } \alpha \text{ 下的临界点 } Z_\alpha.$$

首先对  $\alpha$  设定两个阈值  $\alpha_{\min}, \alpha_{\max}$ , 取量化间隔  $\Delta = \frac{\alpha_{\max} - \alpha_{\min}}{N - 1}$ ,  $N$  为量化等级,得到集合  $A = \{\alpha_i | i = 0, \dots, N - 1\}$ , 其中  $\alpha_i = \alpha_{\min} + i * \Delta$ , 且  $\alpha_0 = \alpha_{\min}, \alpha_{N-1} = \alpha_{\max}$ 。

根据映射:  $f_1: \alpha \rightarrow Z_\alpha, 0 < \alpha < 1$ , 当  $\alpha \in A$  时, 由此映射得到  $N$  个关于  $z$  的量化阈值  $\{Z_{\alpha_i} | i = 0, \dots, N - 1\}$ , 定义映射:  $f_2: z \rightarrow y, y \in \{Y_i | i = 1, \dots, N\}, Y_i = i * 256/N$  (即最终概率灰度图的像素值),

$$f_2(z) = \begin{cases} Y_i, & Z_{\alpha_i} < z < Z_{\alpha_{i+1}}, \quad i = 1, \dots, N - 1 \\ Y_1, & z \leq Z_{\alpha_1} \\ Y_N, & z \geq Z_{\alpha_N} \end{cases} \quad (4)$$

由此即得到统计量  $z$  与概率灰度图像素值之间的映射关系,从而生成概率灰度图。

传统算法<sup>[1]</sup>的判决结果可看作是上述概率灰度图生成算法中取  $N = 1$  的特例,此时取拒绝域边界点(临界点)  $|Z_\alpha| = 2.5$ , 若  $|Z_\alpha| > 2.5$  判定  $X_t$  为目标,反之为背景,此时的显著性水平  $\alpha = 0.0124$ 。

### 2 目标概率灰度图中应用随机共振

在二维信息处理中,随机共振图像质量不仅与添加的噪声强度有关,也与添加的噪声类型有关<sup>[9]</sup>,添加高斯噪声会使直方图产生非线性失真,而均匀分布噪声则不会破坏图像直方图特征。本文中的噪声即均匀分布噪声,标示的噪声参数即均匀分布随机噪声的参数。

对于一个随机共振系统,输出性能评价函数和最佳噪声的搜索是两个关键问题,它们都随着具体应用环境的不同而不同。

#### 2.1 输出性能评价

在调节非线性系统参数或者添加的噪声参数时,会得到不同的系统输出,如何在不同的输出中通过一定的评价准则得到最佳输出是个关键问题。在信号处理中广泛用信噪比做评价函数<sup>[10]</sup>,但在运动目标检测问题中计算信噪比较困难,本文定义如下的评价函数:

目标概率灰度图  $I$ , 噪声  $N_A$  ( $A$  为噪声强度),  $I_S = I + N_A$ , 通过阈值系统(固定阈值  $T$ ) 分割后,得到目标背景的二值图  $I_{OB}$ , 有集合:

$$C_o = \{x(i,j) \mid x(i,j) > T, x(i,j) \in I_s\} \quad (5)$$

$$C_B = \{x(i,j) \mid x(i,j) \leq T, x(i,j) \in I_s\} \quad (6)$$

$C_o, C_B$  分别有  $N_1$  和  $N_2 N_1$  个元素,  $N_1 + N_2$  为图像的大小,求得集合  $C_o$  和  $C_B$  各自的均值:

$$m_o = \frac{1}{N_{1x_i \in C_o}} \sum x_i \quad (7)$$

$$m_B = \frac{1}{N_{2x_i \in C_B}} \sum x_i \quad (8)$$

定义性能评价函数:

$$J(A) = \sum_{j \in \{O, B\}} (m_j - T)^2 \quad (9)$$

上述阈值  $T$  取  $z = 2.5$  时对应概率灰度图中的像素值,  $m_j$  是噪声强度  $A$  的非线性增函数。

低信噪比环境下产生的概率灰度图是阈下图像,未添加噪声时满足  $m_B < m_o < T$ 。对于性能评价函数  $J$  有:

$$\begin{aligned} J(A) &= (m_o - T)^2 + (m_B - T)^2 \\ &= 2T^2 + (m_o - m_B)^2 + 2(m_o m_B - m_o T - m_B T) \end{aligned}$$

相对于  $m_o, m_B$  的变化,  $m_o - m_B$  可看作常数,设  $C = m_o - m_B$ 。

$$\begin{aligned} J(A) &\propto m_o m_B - m_o T - m_B T \\ &= m_B^2 + (C - 2T)m_B - TC \end{aligned}$$

最小点为  $m_B = T - (m_o - m_B)/2$ , 同时  $m_o = T + (m_o - m_B)/2$ , 可以看出在取得最小点时,  $m_B < T < m_o$ , 当噪声强度较小时  $m_B < m_o < T$  以及当噪声强度较大时  $T < m_B < m_o$  性能评价函数都不能达到最优。由于  $m_B$  是  $A$  的非线性增函数, 可以判断  $J(A)$  是  $A$  的近似抛物线函数, 实验中最终噪声强度  $A$  与性能评价函数的关系见图 5。

## 2.2 自适应确定最佳噪声强度

本文中的随机共振系统以噪声强度的变化为参数, 通过搜索最佳噪声强度获取最佳的运动目标输出。

### (1) 搜索最佳噪声强度

在本文的随机共振系统中所要寻优的函数  $J(A)$  由上节已经证明是一个近似抛物线函数, 所以考虑以下最小值搜索策略:

(a) 取固定步长  $\Delta_A^1$ , 从搜索起始点  $A_0$  开始, 计算每一个  $J(A_0 + i^1 * \Delta_A^1)$  直至  $J(A_0 + i_{\max}^1 * \Delta_A^1) > J(A_0)$ ,  $i^1$  为非负整数, 此时有最小值  $J(A_0 + i_{\min}^1 * \Delta_A^1)$ 。

(b) 选取新的固定步长  $\Delta_A^2$ , 且  $\Delta_A^2 < \Delta_A^1$ , 搜索起始区间为  $[A_0 + (i_{\min}^1 - 1) * \Delta_A^1, A_0 + (i_{\min}^1 + 1) * \Delta_A^1]$ , 此时有新的最小值  $J(A_0 + (i_{\min}^1 - 1) * \Delta_A^1 + i_{\min}^2 * \Delta_A^2)$ 。

(c) 重复步骤(b) 直至满足停止迭代的条

件。停止迭代以步长小于精度或相邻两次迭代的最小值之差小于精度为条件。

### (2) 帧间最佳噪声强度的漂移检测

由于视频序列相邻两帧之间的差异较小, 直接将前一帧的最佳噪声  $A_{SR}$  作为当前帧的随机共振最佳噪声以提高系统实时性。为防止  $A_{SR}$  相对于前一帧发生漂移, 设有噪声间隔  $\Delta'_A$ , 首先计算  $J(A_{SR} - 2\Delta'_A)$ ,  $J(A_{SR} - \Delta'_A)$ ,  $J(A_{SR} + \Delta'_A)$ ,  $J(A_{SR} + 2\Delta'_A)$ , 如果同时满足:

$$J(A_{SR} - 2\Delta'_A) > J(A_{SR} - \Delta'_A) \quad (10)$$

$$J(A_{SR} + 2\Delta'_A) > J(A_{SR} + \Delta'_A) \quad (11)$$

则认为当前帧在  $A_{SR}$  处达到了随机共振, 否则按照本节(1)的方法重新搜索发生随机共振的噪声强度。

## 3 仿真实验

实验硬件平台为 CPU4000+, 1G RAM, 软件平台为 MATLAB 和 OpenCV, OpenCV 中包含基本的视频处理框架和随机数模块, 适合本文算法的实验, 实验中的模拟视频生成也是利用 OpenCV 完成的。

针对本文算法设计了三组在不同低信噪比环境下的实验。三组实验的原始视频分别为 night.avi、fog.avi 和 iruw01.avi。night.avi 和 fog.avi 都是通过同一原始视频(图 1(a)) 进行变换处理从而模拟真实低信噪比环境得到的, night 视频模拟低亮度情形, fog 视频模拟有大雾天气的情形。低亮度时, 摄像头 CCD 工作在高感光度下, 易产生噪点, 大雾时, 空气中有大量的颗粒尘埃, 成像后也会存在大量噪声, 所以在生成 night 和 fog 视频时也加入了一定的噪声, 使得模拟的环境更为真实。iruw01.avi 为 OTCBVS 数据库中的红外测试视频。

### 3.1 产生目标概率灰度图

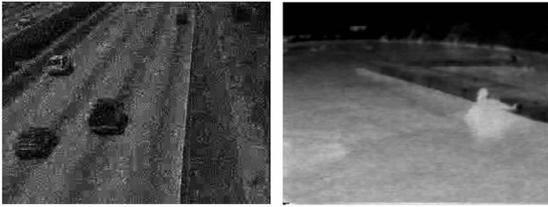
本文实验对式(4)中的  $N$  取 64 (即灰度级为 64),  $\alpha_{\min}$  取 1.0,  $\alpha_{\max}$  取 4.0。图 1(b) 和图 1(c) 分别为视频 night 和 fog 的第 116 帧, 图 1(d) 为红外视频 iruw01.avi 的第 232 帧。图 2 为根据本文算法针对图 2 生成的目标概率灰度图。



(a) 原始视频第 116 帧 (b) night 视频第 116 帧

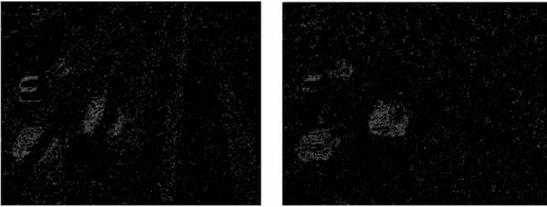
(a) The 116<sup>th</sup> frame of original video

(b) The 116<sup>th</sup> frame of video 'night'

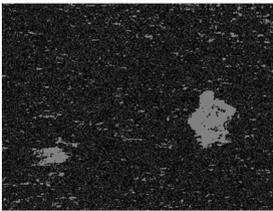


(c) Fog 视频第 116 帧 (d) Iruw01 视频第 232 帧  
 (c) The 116<sup>th</sup> frame of video 'fog'  
 (d) The 232<sup>th</sup> frame of video iruw01  
 图 1 实验视频帧

Fig. 1 Experiment video frames



(a) 图 1(b) 目标概率灰度 (b) 图 1(c) 目标概率灰度图  
 (a) Object probability gray image of Fig. 1(b)  
 (b) Object probability gray image of Fig. 1(c)

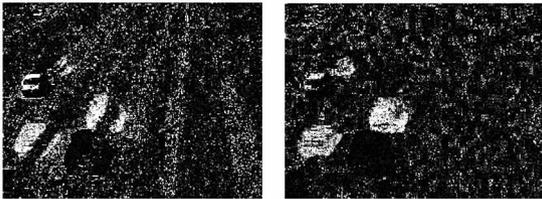


(c) 图 1(d) 的目标概率灰度图  
 (c) Object probability gray image of Fig. 1(d)  
 图 2 目标概率灰度图

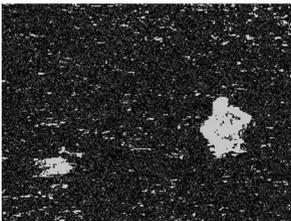
Fig. 2 Object probability gray images

### 3.2 随机共振实验

随机共振自适应搜索初始步长取 8, 起始搜索点  $A_0 = 0$ , 作两次迭代, 第二次步长为 2, 式(10)和式(11)中的  $\Delta_i$  取 4。图 3 为达到随机共振时的



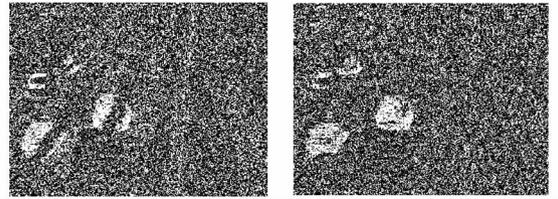
(a) 噪声强度 28 (b) 噪声强度 16  
 (a) The noise's power 28 (b) The noise's power 16



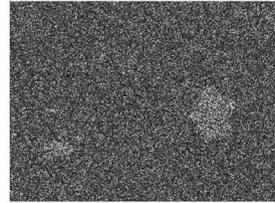
(c) 噪声强度 24  
 (c) The noise's power 24  
 图 3 随机共振时的灰度图像

Fig. 3 The gray images when stochastic resonance reached

目标概率灰度图, 图 4 为对原目标概率灰度图添加过量噪声后的输出。图 5 为随机共振搜索过程中式(9)的变化曲线。



(a) 噪声强度 90 (b) 噪声强度 90  
 (a) The noise's power 90 (b) The noise's power 90

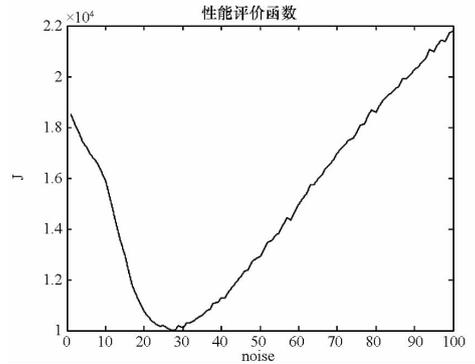


(c) 噪声强度 90  
 (c) The noise's power 90

图 4 添加过量噪声的情形

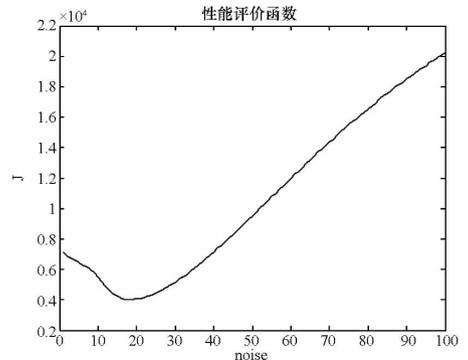
Fig. 4 The gray images added too much intensive noise

本文同时对以上视频根据经典 GMM 算法做了实验(分割时采用自适应阈值), 由图 6 与图 3 的对比可以看出, 经典算法在本文实验的两种低信噪比环境中性能较差, 目标几乎被噪声所淹没



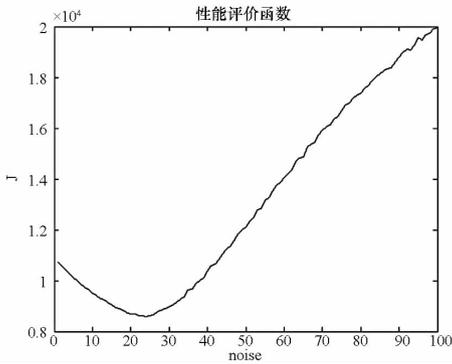
(a) 实验 1 性能评价函数

(a) Performance evaluation of experiment 1



(b) 实验 2 性能评价函数

(b) Performance evaluation of experiment 2



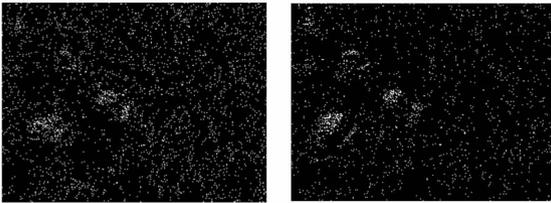
(c) 实验3的性能评价函数

(c) Performance evaluation of experiment 3

图5 分割性能评价函数与噪声强度关系图

Fig. 5 Performance evaluation chart

而难以区分。而本文算法通过随机共振,使得目标在较强的噪声中显现出来,提升了算法在低信噪比环境中的适用性。



(a) 对图1(b)的检测结果 (b) 对图1(c)的检测结果

(a) Detection result of Fig. 1(b)

(b) Detection result of Fig. 1(c)



(c) 对图1(d)的检测结果

(c) Detection result of Fig. 1(d)

图6 经典GMM算法得到的目标输出

Fig. 6 Detection results of classical GMM algorithm

## 4 结论

通过结合经典GMM建模算法和二维信号的随机共振技术,本文提出了一种低信噪比条件下的视频运动目标检测算法。通过实验的验证,该算法在低信噪比(低亮度、低对比度和红外图像)下能有效检测出运动目标,较于经典GMM算法,检测效果获得显著提升。

本文算法可以嵌入到目前广泛应用的视频监控系统中,提高对大雾环境、红外监控中的效果,

以实现全天候的有效自动监控。但本文算法只针对低信噪比环境下的应用,具体应用中可以结合其他算法。

## 参考文献(References)

- [1] Stauffer C, Grimson W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking [C]//CVPR '99, Fort Collins, Colorado, USA, 1999;246-252.
- [2] 左军毅,梁彦,赵春晖,等. 基于熵图像和隶属度图的高斯混合背景模型[J]. 电子与信息学报, 2008,30(08): 1918-1922.  
ZUO Junyi, LIANG Yan, ZHAO Chunhui, et al. Gaussian mixture background model based on entropy image and membership-degree-image [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2008, 30(8): 1918-1922. (in Chinese)
- [3] 殷松峰,曹良才,杨华,等. 提高夜视融合目标可探测性的颜色对比度增强方法[J]. 红外与毫米波学报, 2009, 28(4):281-284.  
YIN Songfeng, CAO Liangcai, YANG Hua, et al. Color contrast enhancement method to improve target detectability in night vision fusion[J]. J Infrared Millim. Waves, 28(4): 281-284. (in Chinese)
- [4] Benzi R, Sutera A, Vulpiani A. The mechanism of stochastic resonance[J]. J. Phys. A, 1981, 14: L453-L457. (in Chinese)
- [5] 胡岗. 随机力与非线性系统[M]. 上海科技教育出版社,1994.  
HU Gang. Advanced Series in Nonlinear Scienc Stochastic forces and nonlinear systems [M]. Shanghai Scientific and Technological Education Publishing House, Shanghai,1994. (in Chinese)
- [6] 张雷,宋爱国. 随机共振在信号处理中应用研究的回顾与展望[J]. 电子学报,2009,37(4):811-81.  
ZHANG Lei, SONG Aigu. Development and prospect of stochastic resonance in signal processing[J]. Acta Electronica Sinca, 2009, 37(4): 811-818. (in Chinese)
- [7] 向学勤,范影乐,庞全,等. 基于神经元阈上非周期随机共振机制的灰度图像复原研究[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(1): 77-81.  
XIANG Xueqin, FAN Yingle, PANG Quan, et al. Research on gray-scale image restoration based on neuron suprathreshold aperiodic stochastic resonance mechanism[J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(1): 77-81. (in Chinese)
- [8] Ryu C, Kong S G, Kim H. Enhancement of feature extraction for low-quality fingerprint images using stochastic resonance [J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(2): 107-113.
- [9] 冷永刚,王太勇,李瑞欣,等. 视觉信息的随机共振[J]. 天津大学学报:自然科学与工程技术版, 2004. 37(6): 480-484.  
LENG Yonggang, WANG Taiyong, LI Ruixin, et al. Stochastic resonance of visual information [J]. Journal of Tianjin University, 2004. 37(6): 480-484. (in Chinese)
- [10] Rousseau D, Chapeau-Blondeau F. Suprathreshold stochastic resonance and signal-to-noise ratio improvement in arrays of comparators[J]. Physics Letters A, 2004, 321: 280-290.