

基于水平集方法的弱边界运动人体目标跟踪与轮廓提取

胡石 梅雪 张健 张继法

(南京工业大学自动化与电气工程学院 南京 210009)

摘要 针对图像中目标和背景灰度偏差较小、目标边缘轮廓弱的特点,提出了一种快速收敛并具有较强捕获弱边缘能力的水平集曲线演化方法。该方法采用指数函数作为边缘指示函数,运用归一化的 Gauss 分布函数改进传统的正则化 Dirac 函数。在目标跟踪过程中,采用卡尔曼滤波获取视频相应帧图像的运动人体目标最小外接矩形框,对外接矩形框内运动人体进行水平集曲线演化,实现对人体目标的跟踪和轮廓提取。分别对可见光下的运动目标和红外运动视频序列进行仿真实验。结果表明,相对于传统方法,其在跟踪速度上有很大的提高,对于红外图像中的弱边界目标及凸凹度较大的区域,也具有快速准确的收敛效果。

关键词 轮廓跟踪,水平集,卡尔曼滤波,外接矩形框

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A

Moving Human Target Tracking and Contour Extraction with Weak Boundaries Based on Level Set Method

HU Shi MEI Xue ZHANG Jian ZHANG Ji-fa

(College of Automation and Electrical Engineering, Nanjing University of Technology, Nanjing 210009, China)

Abstract Aimed at the characteristics of low deviation between targets and background and weak boundaries, a novel approach of fast convergence and strong ability to capture boundaries was presented based on level set method. We used index function with quicker convergence as indicator function and normalized Gauss distribution function to improve traditional Dirac function. In the tracking process of the moving target, this article obtained minimum circumscribed rectangular frames of human moving target in every video frame with the kalman filter method, and used the method of the level set curve evolution to obtain moving human target outline eventually. Experiments on targets under the visible light and infrared moving video sequences show this method can greatly improve the tracking speed compared with traditional methods and has better results in target-tracking and contour extraction for infrared images with weak boundaries and huge convex-and-concave features.

Keywords Contour extraction, Level set, Kalman filter, Circumscribed rectangular frames

1 引言

基于视频图像的目标跟踪和轮廓提取已成为模式识别和机器视觉领域的研究热点,尤其是对运动人体行为的研究在智能视频监控、人机交互、虚拟现实等方面具有非常重要的意义^[1,2]。目前国内外的一些专家学者提出了很多的运动目标轮廓跟踪方法^[3]。几何活动轮廓模型(Geometric Active Contour Model)的提出是该领域的重大突破,也是计算机视觉乃至模式识别领域最活跃的研究内容之一。

针对一些视频图像(例如红外图像)目标和背景之间具有较小的灰度偏差、边界弱以及凹凸度较强的特点,传统的阈值分割方法^[4]很难将目标和强背景干扰区分开,采用对比度增强的方法^[5]往往使背景等图像信息得到了增强,达不到分割的目的。在 Li 等人^[6]的无需重新初始化水平集演化方法基

础上,改进了边缘指示函数收敛速度慢、正则化 Dirac 函数的支撑集范围过小等缺陷,提出了一种具有快速收敛和较强捕获目标弱边缘能力的能量泛函模型,采用文献^[8]提出的卡尔曼滤波来获取视频各帧图像内人体运动目标的最小外接矩形框,进而获得运动人体目标轮廓。本文提出的算法在目标和背景灰度偏差较小以及目标边缘凹凸度较强的红外视频序列中具有良好的演化结果,实现了较好的运动跟踪和轮廓提取效果。

2 Level Set 方法

2.1 Level Set 原理

水平集(level set)的基本思想是将当前正在演化的闭合曲线(曲面)转化为更高维空间中的水平集函数来求解。将水平集函数按照它所满足的模型方程进行演化或迭代,当水平

到稿日期:2011-06-29 返修日期:2011-11-18 本文受江苏省博士后科研资助计划基金项目(1001027B),江苏省高校自然科学基金项目(09KJB510002),南京工业大学青年学术基金项目(39710006)资助。

胡石(1988-),男,硕士生,主要研究领域为模式识别,E-mail:hushi.cz_ah@163.com;梅雪女,博士,副教授,主要研究领域为计算机视觉、图像分析与理解、模式识别理论与应用、机器学习等;张健(1986-),男,硕士生,主要研究领域为图像处理;张继法(1987-),男,硕士生,主要研究领域为模式识别。

集演化趋于平稳时,演化停止,得到界面形状。

考虑到平面 R^2 上的封闭曲线 Γ 将二维平面分成曲线内部和曲线外部,定义一符号距离函数 $\varphi(x, y, t)$ (即水平集函数),其满足式(1):

$$\begin{cases} \varphi(x, y, t) < 0, (x, y) \text{ 在 } \Gamma \text{ 里} \\ \varphi(x, y, t) = 0, (x, y) \text{ 在 } \Gamma \text{ 上} \\ \varphi(x, y, t) > 0, (x, y) \text{ 在 } \Gamma \text{ 外} \end{cases} \quad (1)$$

即水平集函数 $\varphi(x, y, t)$ 的值在曲线内部小于零,在曲线的外部大于零,位于曲线上时等于零。

假定初始演化曲线的所有点以各自的法线为运动方向、以 F 为速度进行演化运动,那么整个曲线的演化过程则转化为求解一个具有 Hamilton-Jacobi 类型的偏微分方程 (partial differential equation, PDE) 问题。偏微分方程如式(2)所示:

$$\begin{cases} \phi_t - F|\nabla\phi| = 0 \\ \varphi(x, y, t=0) = \pm d \end{cases} \quad (2)$$

式中, F 是与图像梯度相关的速度函数, $|\nabla\phi|$ 为水平集演化函数的梯度, d 为常数, $\varphi(x, y, t=0)$ 为水平集函数的初始化。演化过程如图 1 所示。

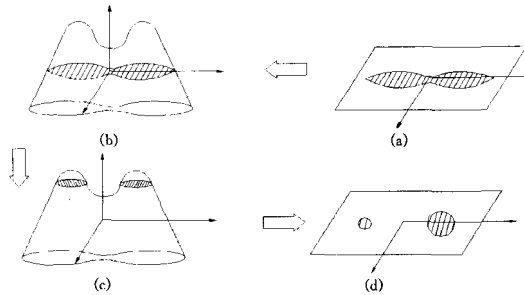


图 1 水平集曲线演化过程

2.2 具有快速收敛和较强捕获弱边缘能力的水平集演化算法

针对传统几何活动轮廓模型不得不周期性地重复初始化水平集函数而引起的演化速度慢、数值误差使水平集定位不准、复杂度高等缺点, Li 等人提出了一种无需重复初始化的水平集演化曲线的方法,该方法又称作距离保持水平集演化方法。这种方法完全克服了传统几何活动轮廓模型的缺点,是运动目标轮廓跟踪方法的重大突破。与传统方法不同的是,该方法在能量泛函中添加了一项内部能量泛函,用来纠正水平集函数与符号距离函数的偏差,故无需重新初始化水平集函数。这种方法存在的缺点是:1)演化曲线只能沿着一个方向(向内或者向外)演化,不能根据图像中的运动信息自适应、选择性地演化,同时在演化时需要遍历图像内部所有像素。因此,这种演化曲线的速度较慢,也大大地增加了计算量。2)距离保持水平集演化方法对于检验运动目标弱边界、边缘凹凸度较强区域存在明显的局限性。基于以上考虑,本文提出一种快速收敛和较强捕获边界能力的能量泛函模型,其定义图像 $I(x, y)$ 被闭合边缘 C 划分成前景目标 ω_1 (C 的内部信息)和背景 ω_2 (C 的外部信息)两部分,平均灰度分别为 C_1 和 C_2 。其中图像的能量信息由水平集内部能量 $E_{int}(\varphi)$ 和外部能量 $E_{ext}(\varphi)$ 构成。于是总能量泛函模型定义为:

$$\begin{aligned} E_{total}(\varphi) = E_{ext}(\varphi) + E_{int}(\varphi) = \epsilon(\varphi) + \mu P(\varphi) + \lambda_1 \int_{inside(C)} |I - C_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{outside(C)} |I - C_2|^2 dx dy \end{aligned} \quad (3)$$

其中:

$$\epsilon(\varphi) = \lambda \int_{\Omega} g * \delta(\varphi) |\nabla\varphi| dx dy + \int_{\Omega} \gamma * g * H(-\varphi) dx dy \quad (4)$$

$$\mu P(\varphi) = \frac{1}{2} \mu \int_{\Omega} (|\nabla\varphi| - 1) dx dy \quad (5)$$

式中, λ, μ 为常数, $\gamma > 0$; μ 是用于控制惩罚水平集函数与距离符号函数的偏离力度。 $\delta(x), H(x)$ 分别是单变量 Dirac 函数和 Heaviside 函数。一方面,本文采用指数函数 $g(s) = \exp(-s)$ 作为新的边缘指示函数(速度停止函数),随着 s 增大,它的收敛速度远远快于 Li 等人的 $g(s) = (1+s^2)^{-1}$ 。同时,当水平集函数运动到运动目标的边缘时,演化速度能够迅速收敛于 0,减小了边界漏检的可能性。后面的实验证明,利用新的边缘指示函数对于图像中的运动人体弱边界和凹凸度强的边界区域具有较好的提取能力。另一方面,本文采用了归一化的 Gauss 分布函数 $G(x)$ 来代替 Li 等人的 Dirac 函数 $\delta(x)$ 。

$$G_{\sigma}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp(-\frac{x^2}{2\sigma^2}), \lim_{\sigma \rightarrow 0} G_{\sigma}(x) = \delta(x) \quad (6)$$

函数 $G(x)$ 的支撑集为实数集,它作用于整个水平集函数,从而获得能量泛函的全局最小,因此这进一步提高了对弱边界以及凹凸度强的区域的捕获能力。

将式(3)能量最小化,得到相应的 Euler-Lagrange 方程式(7):

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi}{\partial t} = \mu [\Delta\phi - \text{div}(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|})] + \lambda \delta(\phi) \text{div}(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|} g(\nabla I)) + \gamma \\ (I) \delta(\phi) g(\nabla I) + \delta(\phi) [(u_0 - c_1)^2 - (u_0 - c_2)^2] \end{aligned} \quad (7)$$

其水平集形式为:

$$\begin{aligned} \phi_t = \mu [\Delta\phi - p] + \lambda \delta(\phi) [g(\nabla I) * p + \frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|} * g] + \\ \delta(\phi) [(u_0 - c_1)^2 - (u_0 - c_2)^2] \end{aligned} \quad (8)$$

式中, $p = \text{div}(\nabla\phi/|\nabla\phi|)$ 为演化曲线的曲率。

同时对于红外图像中目标和背景灰度偏差较小时,部分运动目标的弱边界区域在曲线演化时仍然会以较大的速率演化,此时只能通过演化终止条件进行强制停止演化。因此运用文献[7]中的快速行进方法,定义了曲线的演化终止条件:

$$Q_n \leq (1 + \delta) Q_0 \quad (9)$$

式中, δ 为正常数,这里设定为 0.6。 Q_n 为初始图像的像素总个数,演化曲线每经过一个点,相应的 Q_n 值减 1, Q_0 为运动目标像素点集合的像素总个数。当满足式(9)时,曲线停止演化。

3 运动目标跟踪与轮廓提取算法实现

3.1 运动目标跟踪方法

由于视频信息的帧序列中前景是不断变化和更新的,因此相应的每一帧图像都有各自的前景模型函数和背景模型函数。采用前景运动目标的最小外接矩形框描述运动目标的状态,运用卡尔曼滤波器预测目标外接矩形框的参数,建立目标在下一帧的预测信息[8]。

$$X_k = \{O_x(k), O_y(k), H(k), W(k)\} \quad (10)$$

式中, $O_x(k)$ 和 $O_y(k)$ 分别表示运动目标最小外接矩形框的中心坐标的横、纵坐标值, $H(k)$ 和 $W(k)$ 分别表示该矩形框的高和宽。其数学模型为[9]:

$$\text{状态方程: } X(k+1) = A(k+1, k)X(k) + w(k) \quad (11)$$

$$\text{观测方程: } Z(k) = H(k)X(k) + v(k) \quad (12)$$

式中, $X(k)$ 为状态向量; $Z(k)$ 为观测向量; $A(k+1, k)$ 为状态转移矩阵; $H(k)$ 为观测矩阵; $w(k)$ 为系统噪声向量, $v(k)$ 为观测噪声向量。采用文献[8]的运动目标跟踪方法得到视频中每一帧图像运动目标的最小外接矩形框。

3.2 轮廓提取

采用上述运动目标跟踪方法得到各帧图像的运动目标最小外接矩形框即运动目标的大体轮廓后, 以此作为初始水平集演化轮廓, 运用本文提出的改进水平集演化方法进行图像分割, 提取出最终的运动目标精确轮廓。与 Li 等人提出的水平及演化方法相比较, 运用本文提出的改进水平集演化方法进行运动目标轮廓跟踪的优点有: 1) 无需对图像的每一个像素点进行全局遍历, 只需对提取出的运动目标最小外接矩框内的像素点进行遍历。根据视频图像中的运动信息选择性地水平集的演化, 大大提高了目标跟踪和轮廓提取的速度, 取得了较强的实时性。2) 提出的水平集演化能量泛函模型, 不仅提高了收敛速度, 而且增强了目标弱边界以及凹凸度强区域的捕获能力。

4 轮廓提取实验

4.1 实验一: 对图像凹凸度强和弱边界区域进行水平集演化

针对一张医学 CT 图像分别利用 Li 等人提出的水平集演化方法和本文提出的改进水平集演化方法进行曲线演化(图像中具有弱边界以及凹凸度强等区域信息)。实验结果如图 2 和表 1 所示。



图 2 两种水平集方法演化的结果

表 1 Li 方法与本文方法的演化次数和演化时间比较

演化方法	演化次数(次)	演化时间(s)
Li 等人方法	1000	263.2341
本文方法	30	20.5646

4.2 实验二: 可见光下运动目标和红外运动视频序列跟踪和轮廓提取

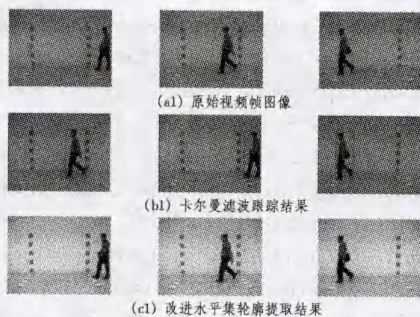


图 3 可见光下的运动人体目标轮廓跟踪(CASIA 步态数据库)

本实验分别采用可见光下和红外摄像头采集到的 3 段运动人体视频(其中一段为实验室走廊过道内自行拍摄的行人在正常行走时突然跌倒并倒地不起的运动视频, 另外两段为国家生物识别与安全技术研究中心(CBSR, [\[sr.ia.ac.cn/china/Gait%20Databases%20CH.asp\]\(http://sr.ia.ac.cn/china/Gait%20Databases%20CH.asp\)\)提供的 CASIA 步态数据库内人体行走视频\), 采用文献\[8\]提出的卡尔曼滤波预测目标外接矩形框来实现对视频图像中运动人体目标的跟踪, 对每一帧图像所得到的人体目标最小外接矩形图像进行预处理\(包括图像增强、均值滤波等\), 之后运用本文提出的改进水平集演化方法对外接矩图像进行目标轮廓提取, 实验结果如图 3—图 5 所示。可见光下的运动人体和红外运动人体目标跟踪时间结果如表 2 所列。](http://www.cb-</p>
</div>
<div data-bbox=)

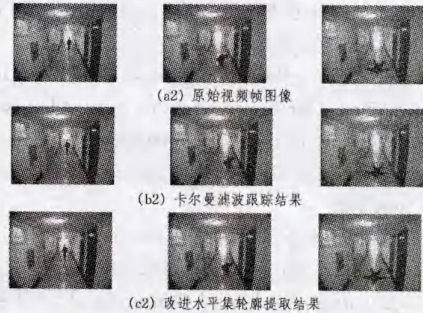


图 4 可见光下的运动人体目标轮廓跟踪(自行拍摄的视频)

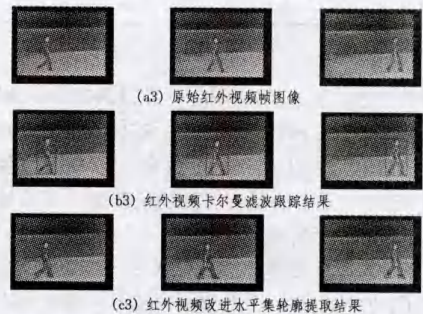


图 5 红外运动人体目标轮廓跟踪(CASIA 步态数据库)

表 2 可见光下的运动人体和红外运动人体目标跟踪时间结果

跟踪结果	视频时长(s)	帧速率(帧/s)	视频总帧数(帧)	跟踪帧数间隔(帧)	跟踪平均时间(s/帧)
实验二(1)	3	25	75	10	0.5156
实验二(2)	16	25	400	15	0.6114
实验二(3)	7	25	175	25	1.0143

4.3 实验分析

实验一表明, 与 Li 等人提出的无需重新初始化水平集演化方法相比, 本文改进的水平集演化方法对图像弱边界以及凹凸度较强的轮廓区域具有较强的捕获能力, 同时演化速度也较 Li 等人的方法有很大的提高。

实验二表明, 本文在文献[8]提出的卡尔曼滤波跟踪方法的基础上获得了运动人体的最小外接矩形框。对矩形框内的运动人体进行分割演化时, 无需对视频每一帧图像内的所有像素点进行遍历, 加快了曲线演化和获取运动人体轮廓的速度; 同时实验二对红外运动人体视频序列进行了目标跟踪和轮廓提取, 跟踪结果表明, 利用本文的算法对一些目标和背景灰度偏差较小以及目标边缘轮廓较弱的红外运动人体图像也可以实现较好的实时性跟踪效果。

结束语 利用目标跟踪与轮廓提取获取人体的轮廓信息为后续视频监控系统进行人体行为特征提取和识别奠定了良好的基础^[10,11]。本文在 Li 等人的无需重新初始化水平集演化方法的基础上改进了边缘指示函数和 Dirac 函数, 并建立了能量泛函, 对卡尔曼滤波跟踪方法基础上获得的运动人体

最小外接矩形框进行水平集演化,得到了运动人体目标的轮廓。实验表明,提出的改进水平集演化方法具有较高的实时性,尤其对红外运动人体目标具有良好的目标轮廓跟踪效果。本文考虑了视频每一帧图像本身的静态信息,但没有结合目标的运动方向信息,因此结合运动方向信息的水平集多目标跟踪和轮廓提取是进一步的研究重点。

参 考 文 献

[1] 陈波,赖剑煌.基于水平集曲线演化的目标轮廓跟踪[J]. 计算机科学,2006,33(8):227-235
 [2] Zuo L, Niu R X, Varshney P K. A sensor selection approach for target tracking in sensor networks with quantized measurements [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Las Vegas, USA: IEEE, 2008:2521-2524
 [3] Ikoma N, amaguchi R, Kawano H. Tracking of multiple moving objects in dynamic image of omni directional camera using PHD filter[J]. Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, 2008, 12(1):167-180
 [4] Shao Zheng-feng, Zhu Xian-qiang, Yin Cai. An Adapting Object

Detection of Infrared Image Based on Optidal Hybrid Threshold Surface[J]. IEEE Xplore Digital Library, 2008(9):959-964

[5] 林克正,王慧玲,王艳丽.基于边缘检测的焊缝图像的区域分割[J]. 哈尔滨理工大学学报,2008,13(6):16-18
 [6] Li C, Xu C, Gui C, et al. Level set evolution without re-initialization—a new variational formulation[J]. The IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005: 430-436
 [7] Ariel T, Nir S, Yehezkel Y. Perspective shape from shading by fast marching [J]. Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE, 2004, 1(1):43-49
 [8] 胡宏宇,王殿海,李志慧,等.基于视频监控的运动目标跟踪算法[J]. 北京工业大学学报,2010,36(12):1683-1690
 [9] 周雪,胡卫明.融合颜色和增量形状先验的目标轮廓跟踪[J]. 自动化学报,2009,35(11):1394-1402
 [10] Zhou L, Zhou J Y. Tracking multiple objects through occlusion with online sampling and position estimation[J]. Pattern Recognition, 2008, 41(8):2447-2460
 [11] 王威,陈益稳,王润生.基于自适应水平集方法的运动目标跟踪[J]. 计算机科学,2010,37(3):271-274

(上接第 222 页)

快局部搜索。然后第 9 步,将经超变异得到的种群、经遗传变异交叉得到的种群和随机产生的部分抗体重组得到新种群并将其存入记忆单元 $A_M(t)$ 。最后,在第 10 步将经克隆选择得到的种群、记忆单元中的新种群和随机产生的部分抗体组成整体形成下一代初始种群。

结束语 本文主要提出多目标人工免疫算法可抽象出 3 种核心算子:克隆选择算子、超变异交叉算子和重组存储记忆算子,运用 3 种核心算子可统一表达出各种各样的免疫算法。首先,本文研究并分析了多目标人工免疫算法的基本原理和流程,并论述了 3 种算子的主要原理和运行过程,最后运用 3 种免疫算子表达出两种典型的 MO-AIS 算法以证明 3 种免疫算子的可行性和有效性。

在未来,基于这 3 种核心算子,可以将各种多目标优化免疫算法进行归一化处理,即统一用 3 种免疫算子表达,并且通过改变各算子中的微变量与算子的使用次序等元素,来设计出更优秀的多目标优化人工免疫算法。

参 考 文 献

[1] Deb K. Multi-Objective Optimization Using Evolutionary Algorithms [M]//Wiley John & Sons. Ltd UK, 2001
 [2] Pareto V. Course Economic Politique [M]. Lausanne: Rouge, Vol. I and II, 1896
 [3] Jon T, Mark N, John H. An artificial immune system for data analysis [J]. Biosystems, 2000, 55(1-3):143-150
 [4] Akio I, Ichikawa S, Uchikawa Y. A gait acquisition of a 6-legged robot using immune networks [C]//Proceedings of the IEEE/RSJ/GI international conference on Intelligent robots and Systems. Munich, Germany, 1994, 2:1024-1041
 [5] Branco P J C, Dente J A, Mendes R V. Using Immunology Principles for Fault Detection [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2003, 50(2):362-372
 [6] Dasgupta D. Artificial neural networks and Artificial immune system: similarities and differences [C]//Proceedings of IEEE

International Conference on Systems. Orlando, FL, USA. Oct 1997, 1:873-878

[7] Jiao Li-cheng, Du Hai-feng, Gong Mgao-guo, et al. Immunological Computation for Optimization, Learning and Recognition [M]. Beijing: Science Press, 2006
 [8] de Castro L N, von Zuben F J. Learning and optimization Using the Clonal Selection Principle [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Special Issue on Artificial Immune Systems, 2002, 6(3):239-251
 [9] Shang Rong-hu, Jiao Li-cheng, Ma Wen-ping. Immune Clonal Multi-objective Optimization Algorithm for Constrained Optimization [J]. Journal of Software, 2008, 19(11):2943-2956
 [10] Gong Mao-guo, Jiao Li-cheng, Du Hai-feng, et al. Multi-objective immune algorithm with non-dominated neighbor-based selection [J]. Evolutionary Computation, 2008, 16(2):225-255
 [11] Khare V, Yao X, Deb K. Performance scaling of Multi-objective evolutionary algorithms [C]//Proceedings of the Second International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization, LNCS 2632. Heidelberg: Springer-Verlag, 2003:376-390
 [12] Sun Fang, Chen Yun-fang, Wu Wei-min. Multi-objective Optimization Immune Algorithm Using Clustering [C]//Proceedings of 2010 International Conference of Bio-Inspired System and Signal Processing (ICBSSP 2010). Hubei, Intelligent Information Technology Application Society, 2010:9-13
 [13] Coello C A C. A Comprehensive survey of evolutionary-based multi-objective optimization techniques [J]. Knowledge and Information Systems, 1999, 1(3):129-156
 [14] Castro L N D, Zuben F J V. Artificial Immune Systems, Part I: Basic Theory and Applications [R]. Campinas, Brazil: School of Computing and Electrical Engineering, State University of Campinas, December 1999
 [15] Wang Yao-nan, Wu Liang-hong, Yuan Xiao-fang. Multi-objective self-adaptive differential evolution with elitist archive and crowding entropy-based diversity measure [J]. Soft Comput, 2010, 14(3):193-209