

基于 Hu 不变矩特征优化的人体运动姿态识别算法

张永强

(河南财经政法大学计算机与信息工程学院 郑州 450002)

摘要 人体的运动过程较为复杂,图像中的相似动作很多,对传统的特征识别形成干扰,造成识别准确性不高。为了提高其识别正确率,提出一种 Hu 不变矩和人工鱼群优化支持向量机的人体运动姿态识别模型(Hu-AFSA-SVM)。首先,以二维连续图像为基础,提取图像中人体运动姿态识别的 7 个 Hu 不变矩,然后将其输入到 SVM 中进行训练,并采用 AFSA 对 SVM 参数进行优化,通过寻找一个最优超平面,尽可能在满足分类的限制条件下,将所有人体运动姿态分类数据集中的类别分开,在克服干扰下,完成识别。最后对其进行仿真实验。仿真结果表明,相对于其它识别模型,Hu-AFSA-SVM 提高了人体运动姿态识别正确率,同时加快了识别速度,是一种有效的人体运动姿态识别方法。

关键词 人体运动姿态,支持向量机,不变矩特征,人工鱼群算法,识别

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

Optimized Human Movement Gesture Recognition Algorithm Based on Hu Invariant Moments Features

ZHANG Yong-qiang

(College of Computer and Information, Henan University of Economics and Law, Zhengzhou 450002, China)

Abstract The body's movement process is relatively complex, so there are many similar movements in the images, forming interferences on the characteristics of the traditional recognition, and causing low recognition accuracy. In order to improve its recognition accuracy, this paper put forward a kind of Hu moment invariants and artificial fish optimization support vector machine (SVM) model for human motion recognition (Hu-AFSA-SVM). First of all, based on the two-dimensional continuous images, extracted the image 7 Hu moment invariants of the human body movement gesture recognition, and then input into SVM to train, and picked a AFSA to SVM parameter optimization, to find an optimal hyperplane, in as much as possible meet the constraints of classification, all concentrated human motion data classification categories, complete recognition. Finally carried out the simulation experiment. Simulation results show that, compared with other identification model, Hu-AFSA-SVM improves the human motion recognition accuracy, speeds up the recognition, and is an effective method for human movement gesture recognition.

Keywords Human gesture, Support vector machine, Moment invariants, Artificial fish swarm algorithm, Recognition

1 引言

人体运动姿态识别是计算机视觉中一个非常活跃的研究领域,其在虚拟现实、人机交互、视频监控、体育训练等领域得到了广泛的应用。由于人体运动复杂多样,具有高度非线性和自由度,如何对人体运动姿态进行准确识别是一个艰难的技术挑战^[1]。

人体运动姿态识别首先要准确提取人体运动的姿态特征,然后根据姿态特征建立识别模型。特征提取好坏直接关系到后续人体运动姿态识别,是人体运动姿态识别的基础,当前人体运动姿态特征主要有:颜色、纹理、形状、边缘、轮廓等特征,人体运动由一系列姿态序列组成,因此轮廓特征是当前的主要提取方法^[2-4]。但是在实际应用中,轮廓特征存在维数高、计算量大等缺陷,影响人体运动姿态识别正确率。Hu 不变矩具有对旋转、缩放和平移不变等变化不敏感的特点,十分适应于人体运动姿态特征提取,因此本研究选择 Hu 不变矩

作为人体运动姿态识别特征。提取人体运动姿态特征,就要设计人体运动姿态分类器。文献[5]提出了隐马尔可夫识别算法,但是没有解决干扰问题。文献[6]把神经网络和支持向量机结合,但是算法的自学习能力差,尤其是支持向量机(SVM),不能解决“维数高、小样本”等缺陷。文献[7]的方法克服了神经网络结构复杂、过拟合等缺陷,泛化能力强,但是,设置了大量的前提条件,限制了其应用性。为了克服以上方法的弊端,本文提出一种新算法^[8-10]。

2 人体运动目标检测和提取不变矩特征

2.1 人体运动目标检测

在人体运动姿态识别的建模过程中,人体运动目标分割十分重要,然而由于光照、阴影等因素干扰,要从图像帧中检测到人体十分困难,为此,本研究采用高斯模型和背景差相结合的方法检测人体运动目标,具体步骤如下:

(1) 建立模型

到稿日期:2013-04-25 返修日期:2013-08-03 本文受国家自然科学基金(61202285)资助。

张永强(1972-),男,硕士,副教授,主要研究方向为计算机软件体系结构、信息系统工程,E-mail:hn.zhangyongqiang@yahoo.com。

设 X_i 表示像素点颜色,可采用 K 个三维高斯函数表示其概率密度函数:

$$f(X_i = x) = \prod_{i=1}^k \omega_{i,t} * \eta(x, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t}) \quad (1)$$

式中, $\omega_{i,t}$ 为第 i 个高斯分布在 t 时刻的权值, $\mu_{i,t}$ 表示均值, $\Sigma_{i,t}$ 表示协方差矩阵。

$\eta(x)$ 表示 t 时刻第 i 个高斯分布,其定义为:

$$\eta(x, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\Sigma_{i,t}|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(x_t - \mu_{i,t})^T \Sigma_{i,t}^{-1} (x_t - \mu_{i,t})} \quad (2)$$

式中, n 表示 X_i 的维数, $i=1, 2, \dots, k$ 。

(2) 模型更新

对于每个像素值 I_t , D 为参数, 设 $\sigma_{i,t-1}$ 为标准, 如果满足 $|I_t - \mu_{i,t-1}| \leq D * \sigma_{i,t-1}$, 则像素值 I_t 和该高斯函数相匹配, 参数更新方式如下:

$$\begin{cases} \omega_{i,t} = (1-a)\omega_{i,t-1} + a \\ \mu_{i,t} = (1-\rho)\mu_{i,t-1} + \rho I_t \\ \sigma_{i,t}^2 = (1-\rho)\sigma_{i,t-1}^2 + \rho(I_t - \mu_{i,t-1})^2 \end{cases} \quad (3)$$

式中, ρ 表示参数学习率, a 表示用户自定义的学习率。

(3) 最后, 将所有权值归一化, 并把各个高斯分布 $\omega_{i,t} / \sigma_{i,t}$ 按从大到小的顺序排列。如果前 M 个分布满足式(4), 则认为这 M 个分布是背景分布。

$$\sum_{k=1}^M \omega_{k,t} \geq \tau \quad (4)$$

式中, τ 是权重阈值。

如果 I_t 符合该高斯混合模型, 则认为其是前景像素, 否则认为是背景像素。

通过上述步骤, 就可以检测出图像中的人体运动目标。

2.2 提取人体图像的 Hu 不变矩特征

Hu 不变矩可以提取图像位置、大小等特征, 具有识别率稳定, 缩放、旋转和平移不变等优点, 因此本研究采用其作为人体行为特征, 输入到 BP 神经网络进行学习。设图像点 (x, y) 的灰度值为 $f(x, y)$, 那么整幅图像的 $(p+q)$ 阶矩为:

$$m_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x^p y^q f(x, y) dx dy \quad (5)$$

式中, $p, q=0, 1, 2, \dots$ 。

中心矩具有位置无关性, 求得 $(p+q)$ 阶中心矩为:

$$\eta_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x-x_0)^p (y-y_0)^q f(x, y) dx dy \quad (6)$$

式中, (x_0, y_0) 表示图像的灰度质心, 且有:

$$\begin{cases} x_0 = \frac{m_{10}}{m_{00}} \\ y_0 = \frac{m_{01}}{m_{00}} \end{cases}$$

令 $\eta_{pq} = \frac{M_{pq}}{\eta_{00}^{1+(p+q)/2}}$, 经过一系列的代数转换, 得到人体行为图像的 7 个不变矩: $M_1 - M_7$ 。

$$M_1 = \eta_{20} + \eta_{02} \quad (7)$$

$$M_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{21}^2 \quad (8)$$

$$M_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{30})^2 \quad (9)$$

$$M_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{30})^2 \quad (10)$$

$$M_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{30})^2] + 3(\eta_{21} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{30}) \times [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{30})^2] \quad (11)$$

$$M_6 = (\eta_{20} - \eta_{02}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{30})^2] + 4\eta_{21}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{30}) \quad (12)$$

$$M_7 = (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{30} + \eta_{12}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{30})^2] + (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{30}) [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{30})^2] \quad (13)$$

3 支持向量机的人体运动姿态识别

3.1 人体运动姿态识别的 SVM 模型

SVM 的人体运动姿态识别实际就是对人体运动姿态进行分类, 通过寻找一个最优超平面, 尽可能在满足分类的限制条件下, 将所有人体运动姿态分类数据集中的类别分开。SVM 分类示意图如图 1 所示。

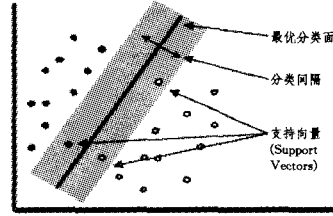


图 1 最优分类平面图

如果人体运动姿态是一个两类分类问题, 那么通过非线性映射函数 $\varphi(x)$, 将原始人体运动姿态数据映射到高维特征空间进行分类, 最优分类超平面为:

$$f(x) = w \cdot \varphi(x) + b = 0 \quad (14)$$

式中, w 表示权值矢量, b 表示阈值。

基于结构风险最小化原则, 最优分类平面应该满足如下约束条件:

$$y_i \cdot (w \cdot \varphi(x_i) + b) \geq 1 \quad (15)$$

引入非负松弛变量 ξ_i 以提高 SVM 泛化能力, 分类问题变成:

$$\min \frac{1}{2} w \cdot w + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (16)$$

约束条件为:

$$y_i (w \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0, i=1, \dots, n \quad (17)$$

式中, C 为误差惩罚因子。

通过引入 Lagrange 乘子算法, 将上述式(16)分类优化问题转化为对偶问题进行求解, 即:

$$\min \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (\varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j)) + \sum_{i=1}^n \alpha_i \quad (18)$$

约束条件为:

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0, C \geq \alpha_i \geq 0 \quad (19)$$

其中, $\alpha_i > 0$ 对应的点称为支持向量。

对于非线性分类问题, 通过引入核函数将式(18)进行转化, 即:

$$\min \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j k(x_i, x_j) + \sum_{i=1}^n \alpha_i \quad (20)$$

式中, $k(x_i, x_j)$ 为核函数。

SVM 的最优分离超平面分类决策函数为:

$$f(x) = \text{sign}(\sum_{i,j=1}^n \alpha_i y_i k(x_i, x) + b) \quad (21)$$

实际上, 人体运动姿态识别是一个多分问题, SVM 只能求解两分类问题, 因此, 必须通过组合策略构建人体运动姿态多分类器。目前采用“一对一”和“一对多”方法构建多分类器, 它们存在误分、不可分缺陷, 本研究采用多级二叉树将两

分类 SVM 组合在一起,构造网络人体运动姿态分类器,具体构造如图 2 所示。

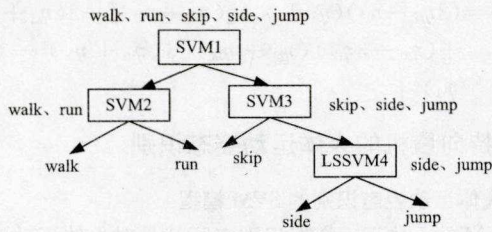


图 2 人体运动姿态的多分类器构建

3.2 人工鱼群算法优化 SVM 模型参数

AFSA 是一种模拟鱼类行为的群体智能优化算法,其通过模拟鱼类的觅食、聚群、追尾、随机等行为在问题解空间进行搜索。由于标准 AFSA 位置更新中只有局部信息,没有全局信息的位置更新模式,搜索范围有限,为了提高 AFSA 的全局搜索能力,将全局最优信息加入人工鱼的位置更新模式中,以改善 AFSA 的性能。具体为:在觅食行为、群聚行为、追尾行为中,将全局最优人工鱼 X_{best_af} 信息加入其前进方向中,设在这 3 种行为中选择的行进方向的状态为 X_j ,则移动的方向改为向 X_j 位置和全局最优位置 X_{best_af} 的向量和方向前进一步:

$$X_i^{t+1} = X_i^t + \left(\frac{(X_j - X_i^t) + (X_{best_af} - X_i^t)}{\| (X_j - X_i^t) + (X_{best_af} - X_i^t) \|} \right) * Step * Rand() \quad (22)$$

这样,就克服了标准 AFSA 存在的缺陷,可以更易达到全局最优解,收敛速度加快,精度提高。

通过对 SVM 的人体运动姿态识别的分析可知,SVM 学习性能主要取决于 C 和 σ ,利用搜索能力强的 AFSA 可以对 SVM 参数进行优化。SVM 参数优化实质是一个二元自变量求最大值的过程,变量即为待优化 LSSVM 参数 C 和 σ ,将自变量作为参数代入 SVM 模型训练并建模,采用平均分类正确率作为适应度评估函数,适应度函数的最大值对应人工鱼位置即为最优的 SVM 参数 C 和 σ 。采用最优参数 C 和 σ 的 SVM 对人体运动姿态样本训练,建立最优人体运动姿态识别模型。设人体运动姿态样本数目为 n ,那么人工鱼群算法的适应度函数为:

$$fitness = \frac{m}{n} \quad (23)$$

式中, m 为分类正确的人体运动姿态样本数。

4 仿真实验

4.1 数据集和对比模型

为了检验 Hu-AFSA-SVM 模型对人体运动姿态识别的性能,在 PIV 双核 3.0G CPU、1G 内存、Windows XP 的平台,采用 Matlab 2009 工具箱对 Weizmann 数据集进行仿真实验。Weizmann 数据集共包括 9 种不同日常人的运动,每个动作分别由 10 个人完成,本研究选择 walk、run、jump、side、skip 等 5 个具有代表性的行为,其选择样本 300 个,其中 250 个作为训练集用于建立人体运动姿态识别模型,500 个作为测试集检验模型的正确性。同时为了使 Hu-AFSA-SVM 模型的人体运动姿态识别具有可比性,采用:Hog 特征+SVM(Hog-SVM),Hu 不变矩特征+RBF 神经网络(Hu-RBF),Hu 不变矩特征+BP 神经网络(Hu-BP),Hu 不变矩特征+遗传算法

优化 SVM(HU-GA-SVM),Hu 不变矩特征+粒子群算法优化 SVM(HU-PSO-SVM)作为对比模型,采用人体运动姿态平均识别正确率作为模型性能评价指标。

4.2 提取人体运动目标

对图 3 的人体运动姿态视频的图像,采用高斯模型和背景差相结合的方法检测人体运动目标,得到的结果如图 4 所示。从图 4 可知,采用高斯模型和背景差相结合的方法可以有效将人体运动目标提取出来,便于后继的人体运动姿态识别。



图 3 原视频图像



图 4 提取的人体运动目标

4.3 结果与分析

4.3.1 Hu 特征和 Hog 特征的识别性能比较

为了验证 Hu 特征优势,分别提取人体运动姿态的 Hu 特征和 Hog 特征,然后输入到 SVM 中进行学习,得到的人体运动姿态识别结果如图 5 所示。从图 5 可知,相对于 Hog-SVM 模型,Hu-AFSA-SVM 模型的平均识别正确率较高,对比结果表明,Hu-AFSA-SVM 能够提取人体运动姿态运动特征,得到了更好的人体运动姿态识别效果。

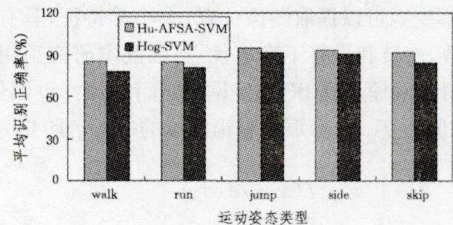


图 5 Hu 特征和 Hog 特征的识别性能对比

4.3.2 SVM 与神经网络识别性能对比

利用 RBF 和 BP 神经网络作为分类器,将实验结果与支持向量机进行对比,Hu-RBF、Hu-BP 和 Hu-AFSA-SVM 的仿真结果如图 6 所示。从图 6 可知,Hu-AFSA-SVM 的平均识别正确率远远高于 IHu-RBF、Hu-BP,主要是由于 SVM 较好地解决了“维数高、小样本”等缺陷,克服了神经网络结构复杂、过拟合等缺陷,泛化能力强,因此,采用 SVM 建立人体运动姿态分类器,可以获得更优的人体运动姿态平均识别正确率。

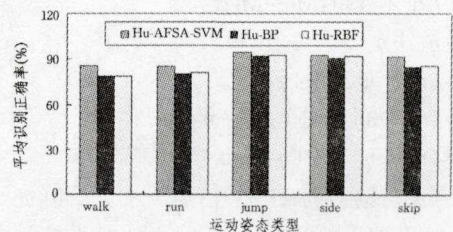


图 6 SVM 神经网络的识别结果对比

4.3.3 与其它 SVM 模型的识别性能对比

采用 AFSA、PSO、GA 对 SVM 的参数进行优化,建立相应的人体运动姿态识别模型,并对测试样本进行检测,得到的人体运动姿态平均识别正确率如图 7 所示,各模型的参数优化过程如图 8 所示。

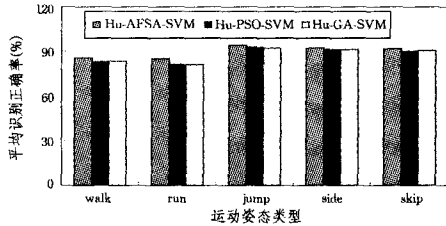


图 7 各种 SVM 模型的识别性能对比

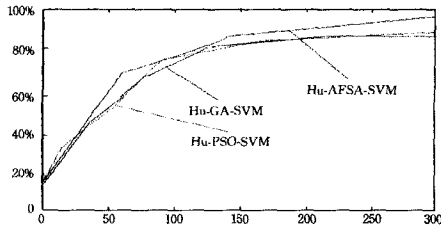


图 8 RBF 神经网络的训练误差曲线

由图 7 可知, Hu-AFSA-SVM 模型的人体运动姿态平均识别正确率要高于对比模型 HU-GA-SVM 和 HU-PSO-SVM,说明采用 AFSA 对 SVM 参数进行优化,可以获得比 GA 和 PSO 算法更优的 SVM 参数,这样进一步提高了人体运动姿态识别效果。同时从图 8 可知, Hu-AFSA-SVM 收敛明显加快,在 120 左右时,基本达到了 HU-GA-SVM 和 HU-PSO-SVM 最高识别正确率,对比结果表明, Hu-AFSA-SVM 是一种识别正确率高、速度快的人体运动姿态识别模型。

结束语 将 Hu 不变矩和人工鱼群算法优化支持向量机

应用于人体运动姿态识别,并采用仿真实验对识别性能进行了验证。采用人工鱼群算法优化 SVM 的参数,有效克服了核函数参数选择对 SVM 识别效果的影响,采用 Hu 不变矩作为人体运动姿态识别特征,可以获得更优的人体运动姿态识别正确率。仿真结果表明, Hu-AFSA-SVM 提出的人体运动姿态识别方法是行之有效的。

参考文献

- [1] 凌志刚,赵春晖,梁彦,等. 基于视觉的人行理解综述[J]. 计算机学报,2008,25(9):2570-2578
- [2] 谷军霞,丁晓青,王进生. 行为分析算法综述[J]. 中国图像图形学报,2009,19(3):377-387
- [3] 朱强,庄越挺,陈家实,等. 基于色块的人体运动跟踪[J]. 模式识别与人工智能,2001,14(4):486-492
- [4] 黄国范,程小平,任非. 人体动作姿态的自动识别方法研究[J]. 西南师范大学学报:自然科学版,2010,35(4):136-140
- [5] 李宗民,刘玉杰,李振波,等. Bezier 矩及其在人体姿态识别中的应用[J]. 计算机工程与应用,2005,24(5):38-40
- [6] 李宁,须德,傅晓英. 结合人体运动特征的行为识别[J]. 北京交通大学学报,2009,33(2):6-16
- [7] 朱望飞,马义德,邱秀清. 基于 PCNN 的高斯混合模型运动检测改进方法[J]. 兰州大学学报:自然科学版,2009,45(2):131-137
- [8] 高晶敏,梁菁菁,李春云. 基于 RBF 神经网络的人体动态姿态识别算法[J]. 北京信息科技大学学报,2011,26(4):27-29
- [9] 俞洋,殷志锋,田亚菲. 基于自适应人工鱼群算法的多用户检测器[J]. 电子与信息学报,2007,29(1):121-124
- [10] 向昌盛,周子英,张林峰. 基于均匀设计的最小二乘支持向量机改进算法[J]. 计算机仿真,2011,28(3):194-197
- [11] 李红波,向南,吴渝. 一种改进的室内运动人体检测与轮廓提取算法[J]. 重庆邮电大学学报:自然科学版,2008,20(2):225-229

(上接第 271 页)

- [4] Li D C, Zhang M. A new approach of self-adaptive discretization to enhance the Apriori quantitative association rule mining [C]// ISDEA'12; Proceedings of the 2012 Second International Conference on Intelligent System Design and Engineering Application. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2012: 44-47
- [5] Prakash S, Parvathi R. Qualitative approach for quantitative association rule mining using fuzzy rule set [J]. Journal of Computational Information Systems, 2011, 17(6): 1879-1885
- [6] Mao Yu-xing, Chen Tong-bin, Shi Bo-le. Efficient method for mining multiple-level and generalized association rules [J]. Journal of Software, 2011, 22(12): 2965-2980
- [7] Lee Y Y C, Hong T P, Chen C H. Mining generalized association rules with quantitative data under multiple support constraints [C]// ICCI'10; Proceedings of the Second international conference on Computational collective intelligence; technologies and applications. Berlin: Springer Verlag, 2010: 224-231
- [8] Alatas B, Akin E, Karci A. MODENAR: multi-objective differential evolution algorithm for mining numeric association rules [J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(1): 646-656
- [9] Pachón Álvarez V, Mata Vázquez J. An evolutionary algorithm to discover quantitative association rules from huge databases without the need for an a priori discretization [J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(1): 585-593
- [10] Martínez - Ballesteros M, Riquelme J. Analysis of measures of quantitative association rules [C]// HAIS'11: Proceedings of the 6th international conference on Hybrid artificial intelligent systems. Berlin: Springer Verlag, 2011(6679): 319-326
- [11] Shaharane I N M, Hadzic F, Dillon T S. Interestingness measures for association rules based on statistical validity [J]. Knowledge-Based Systems, 2011, 24(3): 386-392
- [12] Ganter B, Wille R. Formal concept analysis: mathematical foundations [M]. Berlin: Springer Verlag, 1999
- [13] Gugisch R. Many-valued context analysis using descriptions [C]// ICCS2001: Conceptual Structures; Broadening the Base Conceptual Structures; Broadening the Base Lecture Notes in Computer Science. Berlin: Springer-Verlag, 2001: 157-168
- [14] Nguyen T T, Hui S C, Chang K. A lattice-based approach for mathematical search using formal concept analysis [J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(5): 5820-5828
- [15] Ourida B B S, Wafa T. Formal concept analysis based association rules extraction [J]. International Journal of Computer Science Issues, 2011, 8(4): 490-497
- [16] Gély A, Medina R, Nourine L. Representing lattices using many-valued relations [J]. Information Sciences, 2009, 179(16): 2729-2739