

DOI: 10.13332/j.cnki.jbfu.2014.02.023

基于小波与曲波遗传融合的木材纹理分类

张怡卓^{1,2} 马琳¹ 许雷¹ 于慧伶¹

(1 东北林业大学机电工程学院 2 浙江大学计算机科学与技术学院)

摘要:针对木材表面存在的直纹、抛物纹与乱纹3类纹理,提出一种快速、准确的分类方法。分别提取小波变换的15个特征与曲波变换的16个特征,通过设计纹理类型的遗传网络分类器,遗传优选出14个主要特征;最后,运用BP网络构建基于优选特征量的纹理分类器。对3类300个样本进行了仿真实验,基于小波变换、曲波变换和遗传融合方法的平均分类准确率分别为86.5%、89.3%和90.9%,平均分类时间分别为0.025、0.563和0.216 s。实验结果表明:小波变换对直纹分类具有较好的分类效果,但缺少方向性,对复杂纹理分类精度低;曲波变换可用于表达复杂的木材纹理特征,但特征计算时间较长;基于遗传融合的特征提取方法,融合了小波分类速度快与曲波分类精度高的特点,实现了小波与曲波的特征有效选择,提高了纹理分类的速度与分类精度。

关键词:木材纹理分类;小波;曲波;遗传网络

中图分类号:S781.1;TP391.41 文献标志码:A 文章编号:1000-1522(2014)02-0119-06

ZHANG Yi-zhuo^{1,2}; MA Lin¹; XU Lei¹; YU Hui-ling¹. **Wood board texture classification based on genetic fusion of wavelet and curvelet features.** *Journal of Beijing Forestry University* (2014) **36**(2) 119-124[Ch, 14 ref.]

1 College of Mechanical and Electrical Engineering, Northeast Forestry University, Harbin, 150040, P. R. China;

2 School of Computer Science and Technology, Zhejiang University, Hangzhou, 310058, P. R. China.

Because of existing texture patterns such as straight, parabolic and chaotic, this paper proposes a fast and accurate classification method. First, 15 features from wavelet and 16 features from curvelet transform were extracted. Then, a genetic network was designed, whose inputs represent 31 features and outputs represent 3 texture patterns. After genetic operation, 14 features were optimized. Finally, texture classification was constructed based on BP network using the optimized features. Tests were conducted for 300 samples, categorized into three types. The average classification rates of the wavelet, the curvelet and the fusion methods were 86.5%, 89.3% and 90.9%, respectively. The classification times were 0.025, 0.563 and 0.216 seconds. Experimental results showed that wavelet transform had good classification for straight textures, but struggles with complex textures lack of direction. Curvelet transform can be used to express the complex texture of wood, but the computational time for its features is long. The genetic fusion method combines the fast classification of wavelet and the high accuracy of curvelet by extracting the effective features for classification.

Key words wood board texture classification; wavelet; curvelet; genetic network

由于树木的生长情况、加工及切割方式的不同,会得到直纹、抛物纹和乱纹3种效果不同的纹理^[1]。木材表面纹理直接影响到木材的等级、强度与使用

价值;而且木材花纹美观与否,对提升木制品的价值有决定性作用。因此,对木材纹理进行有效分类具有重要的现实意义。图1是3类木材纹理的示

收稿日期: 2013-07-16 修回日期: 2013-09-30

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项(DLI13CB02、DL12EB04-03)、林业公益性行业科研专项(201304510)。

第一作者: 张怡卓,博士,副教授。主要研究方向:图像处理与模式识别。Email: nefuzyz@163.com 地址:150040 黑龙江省哈尔滨市和兴路26号东北林业大学机电工程学院。

本刊网址: <http://journal.bjfu.edu.cn>

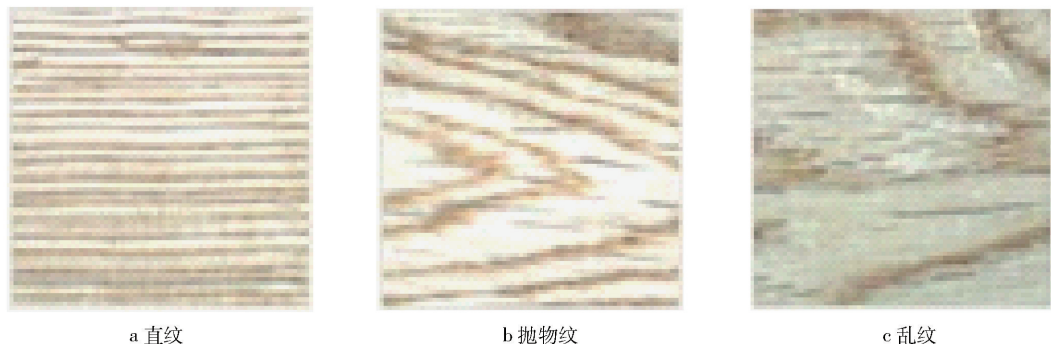


图1 3类样本示意图

Fig. 1 Samples of 3 types of wood textures

意图。

纹理特征分析的常用方法有统计法、模型法和频谱法^[2-4]。统计方法中最常用的方法为灰度共生矩阵。王克奇等^[5]采用灰度共生矩阵,提取出适用于描述木材纹理的特征参数。模型法中常用的有分形法和马尔可夫随机场法^[6],任宁采等^[7]用分形方法分析了20种典型的木材弦向与径向纹理图像;王晗等^[8]选用高斯-马尔可夫随机场法,通过判断纹理的主方向对其进行区分。在频谱法的分析中,小波变换近年来引起了广泛注意。王亚超等^[9]采用实数9/7小波变换对木材纹理进行多尺度分解,提取纹理“小波能量分布比例和EHL/ELH值”来表达木材纹理的规律特征和方向性;杨福刚等^[10]选用二进正交小波基的变换方法对木材纹理图像进行多层分解,利用SVM分类器对木材纹理样本进行训练和识别分类。尽管木材纹理分类方法较多,但方法存在一定局限。灰度共生矩阵需要对整幅图像信息进行统计分析,分形理论与马尔可夫随机场方法相对复杂,因而2类方法难以实现在线分选要求;尽管小波变换具有快速分类的特点,但是由于小波变换缺少方向性,因而对复杂纹理分类精度不高^[11]。

Candes等^[12]提出了一种多尺度几何分析方法——曲波变换。曲波变换可以将曲线状奇异特征稀疏地表示,从而克服了单尺度脊波变换固定尺度的缺陷。针对木材表面纹理的复杂状态,本文将应用曲波变换进行纹理分类,并根据小波与曲波的优点,研究遗传融合小波与曲波的相关特征,构建木材纹理分类器。

1 小波变换与曲波变换算法

1.1 小波变换的特征提取

小波变换是对信号时域和频域的一种局部化分析方法,采用伸缩和平移的运算实现信号逐步多尺度的细化,最终对高频处的时间及低频处的频率进行细分。

陈立君等^[13]通过实验分析证明了采用symlets4可有效表达纹理特征。采用symlets4基对图像进行二级小波分解时,可以得到7个子图。将这7个子图作为研究对象,按式(1)、(2)分别计算每个子图小波系数的均值和标准差,按式(3)计算整幅图片的熵,可得到15个参数作为样本的特征向量。其中:均值可以用来反映该细节子图的信息量;标准差可以反映样本对应细节部分偏离平均数的程度,以及纹理样本各频率下差别的大小;熵可以反映整体样本图像所提供信息量的多少,样本的图像内容越复杂,样本的熵值就越大。

均值:

$$\mu_i = \frac{1}{N^2} \sum_{x_1=1}^N \sum_{x_2=1}^N |f(x_1, x_2)| \quad (1)$$

标准差:

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{\sum_{x_1=1}^N \sum_{x_2=1}^N (f(x_1, x_2) - \mu_i)^2}{N^2}} \quad (2)$$

熵:

$$e = -\sum f(x_1, x_2) \log f(x_1, x_2) \quad (3)$$

式中: N 为小波分解后的子带个数, $i=1,2,\dots,N$ 。

1.2 离散曲波变换的特征提取

曲波变换可以利用更少的系数来对曲线状奇异特征逼近。在连续时间域,曲波变换的实现方法是通过环形方向窗 U_j 将信号频谱进行光滑分割;而在离散时间域,则采用同中心的方形笛卡儿窗来代替环形方向窗(见图2)。

在笛卡儿坐标系下,局部窗函数定义为

$$\tilde{U}_j(\omega) = \tilde{W}_j(\omega) V_j(\omega), \quad (4)$$

其中, $\tilde{W}_j(\omega) = \sqrt{\Phi_{j+1}^2(\omega) - \Phi_j^2(\omega)}$, $V_j(\omega) = V(2^{j/2}\omega_2/\omega_1)$, $j \geq 0$ 。 Φ 定义为一维低通窗口的内积,即

$$\Phi_j(\omega_1, \omega_2) = \phi(2^{-j}\omega_1)\phi(2^{-j}\omega_2) \quad (5)$$

设等间隔斜率序列为 $\tan\theta_l = l \times 2^{-j/2}$, $l = -2^{-j/2}, \dots, 2^{-j/2} - 1$, 则有

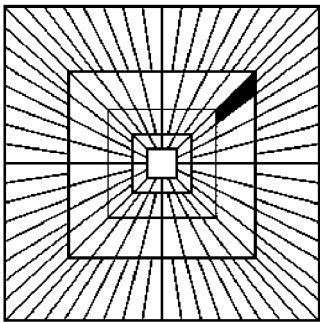


图2 离散曲波变换分块图

Fig. 2 Block image of discrete curvelet transform

$$\tilde{U}_{j,l}(\omega) = \tilde{W}_j(\omega) V_j(S_{\theta_l} \omega), \quad (6)$$

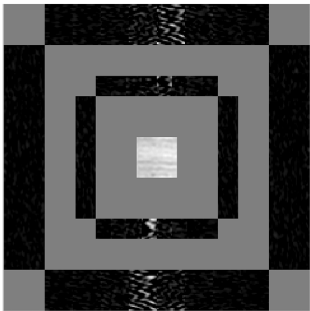
其中, $S_{\theta} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\tan\theta & 1 \end{bmatrix}$, 是剪切矩阵。由此离散曲波可定义为

$$\tilde{\varphi}_{j,l,k}(x) = 2^{3j/4} \tilde{\varphi}_j(S_{\theta_l}^T(x - S_{\theta_l}^{-T}b)), \quad (7)$$

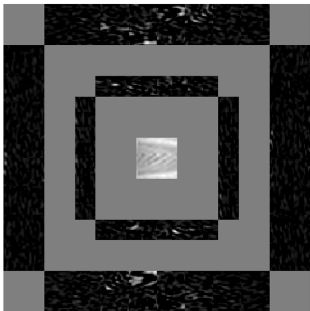
其中, b 取离散值 $(k_1 \times 2^{-j}, k_2 \times 2^{-j/2})$ 。离散曲波变换定义为

$$c(i,l,k) = \int \hat{f}(\omega) \tilde{U}_j(S_{\theta_l}^{-1} \omega) \exp(i \langle S_{\theta_l}^{-T}b, \omega \rangle) d\omega \quad (8)$$

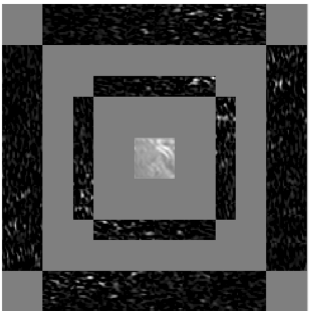
在采用快速傅里叶变换实现曲波变换时,剪切的块应为标准的矩形。此时,式(8)应改写为



a 直线纹理曲波系数图



b 抛物线纹理曲波系数图



c 乱纹纹理曲波系数图

图3 3类典型样本的曲波系数

Fig. 3 Curvelet coefficients of three typical samples

2 纹理特征的遗传优化

遗传算法采用自然进化的思想,“适者生存,不适者淘汰”,应用遗传算法的主要目的是去除小波与曲波变换的冗余特征量,优选出提高分类速度与精度的有效特征。

遗传算法构成要素的确定如下。

2.1 编码

个体采用二进制编码,长度为31,对应小波变换的15个特征与16个特征;其数值表示特征是否被选中,0代表没有被选中,1代表被选中。

$$c(i,l,k) = \int \hat{f}(S_{\theta_l}) \bar{U}_j(\omega) \exp(i \langle b, \omega \rangle) d\omega \quad (9)$$

根据图像的规格对划分的尺度层次进行确定。划分规则为 $nscales = \log_2 n - 3$, 其中, $[m,n] = size(A_{img})$, A_{img} 为所处理的图像。本文选取的图像大小为 128×128 , 图像的尺度划分层次为4。图像的层次可以分为3个部分: Coarse、Detail、Fine。最内层为低频系数,包含了原始图像的概貌信息,分配到 Coarse 部分;最外层为高频系数,包含了图像的高频轮廓信息,分配到 Fine 部分;中间层次为中高频系数,也主要包含的是边缘特征,分配到 Detail 部分,具备多方向性。分别选取3类纹理的典型样本进行基于 USFFT 的曲波变换,得到曲波系数图(见图3)。其中, Detail 层的边缘特征更能体现纹理的方向性,辨别纹理的能力更强,而 Detail 层中的第2层与第3层在尺度分割上,每个小方向都被划分为8个相同的小方向,因此本文只对 Detail 层中的第2层系数进行分析。由于第1方向与第3方向的 Curvelet 系数分布相似,第2方向与第4方向的 Curvelet 系数分布相似,为了避免信息的冗余,仅取第1方向和第2方向系数中的奇数小方向上的8个系数矩阵,用式(1)、(2)计算曲波系数小方向上的均值和标准差,共16个参数作为曲波变换的特征参数。

2.2 个体适应度

以纹理样本分类的平均正确率作为适应度。

2.3 遗传算子

1) 选择运算。使用赌轮算子,根据适应度确定个体被选择的概率。

2) 交叉运算。使用单点交叉,即在2个个体对应某位置上信息进行信息交换。

3) 变异运算。使用基本位变异算子,即以变异概率随机指定的某一位或某几位做变异操作,对于二进制编码的个体来说,变异意味着变量的翻转。

2.4 基本遗传算法的运行参数

- 1)群体大小。群体中所含个体的数量,一般情况下取值 20 ~ 200^[14],在此定义为 30。
- 2)交叉概率 P_c 。交叉操作是遗传算法过程中产生新个体的主要方法,一般情况下取值 0.6 ~ 1.0^[14],本文中 P_c 取 0.6。
- 3)变异概率 P_m 。变异过程是遗传算法的一个辅助性操作,主要作用是为了维持种群的多样性,一般取值 0.005 ~ 0.01^[14],本文中 P_m 取 0.005。

2.5 终止条件

如果连续几代个体的平均适应度在遗传过程中不变(其差小于阈值 0.02),则认为种群已达到成熟且不会再进化,并将此定为算法终止的判定标准。进化终止后,在末代种群中选择适应度最大的个体对其进行解码,并视为最优特征子集。

3 结果与分析

对 300 幅 3 类纹理图像样本进行分类的实验,每类纹理样本各 100 幅,其中 50 幅用于 BP 网络的训练,另 50 幅作为待测样本。实验所用的图像由 Oscar F810C IRF 摄像头获取,光源为双排 LED 平行光。计算机主频为 2.4 GHz,实验平台为 MATLAB 2012a。实验分类器采用 BP 神经网络,网络采用 3 层结构,输入层为特征,输出层为分类结果,若输出的样本类别标号为 i ,期望输出则将相对应的第 i 个节点设为 1,其余输出节点设为 0。

3.1 基于小波变换的纹理分类

对 3 类图像样本提取小波变换的相关特征训练 BP 网络;用训练好的 BP 网络分类器进行测试,其结果见表 1。对 3 类样本分类的平均准确率为 86.5%,对样本识别的平均时间为 0.025 s。实验表明,运用小波变换方法对木材纹理进行识别时,对于直纹纹理的木材样本分类正确率明显高于抛物纹与杂纹。这一现象证明了小波变换不具备方向性,因此不能达到对纹理形状的最优逼近。

表 1 基于小波变换的样本分类精度

Tab. 1 Classification precision of samples based on wavelet transform				%
实验次数	直纹	抛物线	乱纹	
1	94	84	86	
2	90	84	84	
3	88	86	82	
平均正确率	90.7	84.7	84	

3.2 基于曲波变换的纹理分类

应用曲波变换方法对木材纹理样本进行分类的

结果见表 2。其平均准确率为 89.3%,平均分类时间为 0.563 s。实验结果表明,曲波变换可以应用于木材表面纹理的识别,且由于曲波基具有方向性,所以对纹理识别的准确率优于小波变换,但识别时间明显低于小波变换。

表 2 曲波变换的分类精度

Tab. 2 Classification precision based on curvelet transform				%
实验次数	直纹	抛物线	乱纹	
1	92	92	86	
2	90	88	90	
3	92	90	86	
平均正确率	90.7	90	87.3	

3.3 基于遗传融合的木材纹理分类

采用遗传融合方法对小波变换、曲波变换的特征进行优选。通过融入小波特征实现提高分类速度的目的;通过融入曲波特征实现提高分类精度的目的。

首先对特征进行归一化处理。公式(10)采用最大最小法使归一化后的数据分布在[0.1,0.9]区间内。

$$x_k = 0.1 + (x_k - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min}) (0.9 - 0.1) \tag{10}$$

式中: x_k 为归一化后的特征量, x_{\min} 为序列中的最小值, x_{\max} 为序列中的最大值。

然后,采用遗传操作对样本特征进行融合。由于遗传算法易在解空间内寻找出近优解,所以本文以 90 幅木材样本图片进行 3 次实验和分析,其结果见表 3。

表 3 遗传融合结果

Tab. 3 Fusion results by genetic method					
实验次数	遗传代数	最优值	最优解	特征数	
1	38	0.87	1110111000110011010001101011100	17	
2	30	0.84	1110011011000111000001110010001	15	
3	89	0.87	0110001000110010101100001101101	14	

第 1 次与第 3 次实验的最优值相同,但是最优解存在差异,这说明在木材纹理分类上对特征进行遗传融合时,选择的特征有不同组解,每一组特征解都可以达到对木材样本满意的分类效果。考虑到运算时间,第 3 次的特征量少,因而特征提取的时间短,在此选择第 3 次的最优解作为遗传融合结果。第 3 次遗传过程见图 4。

应用第 3 次优选的特征量,构建了 BP 神经

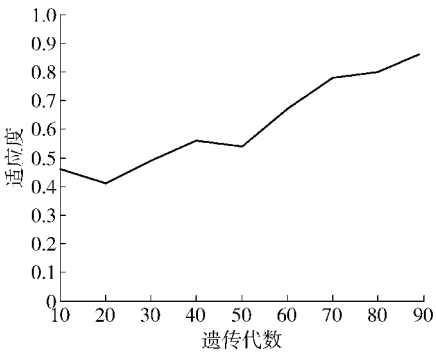


图4 遗传进化过程
Fig. 4 Genetic evolution process

网络纹理分类器。其训练收敛过程见图5,分类器对样本分类的结果见表4。实验结果表明,遗传融合分类器对3类纹理的分类效果均优于曲波变换及小波变换,分类的平均准确率达到90.9%,且分类时间为0.216 s,明显优于曲波变换的分类时间。

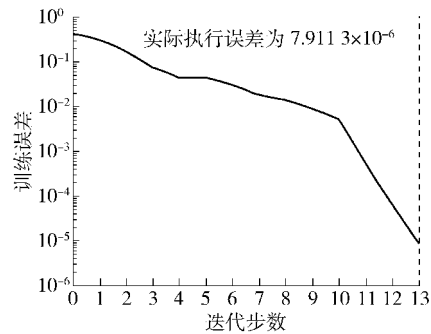


图5 BP训练的收敛过程
Fig. 5 Convergence process of BP training

表4 遗传融合方法的分类精度

Tab. 4 Classification precision using genetic fusion method

%			
实验次数	直纹	抛物线	乱纹
1	90	90	92
2	92	92	88
3	94	90	90
平均正确率	92	90.7	90

图6是小波变换、曲波变换和遗传融合方法对直纹、抛物纹和乱纹的平均分类精度柱状图。从图6可以看出:对于直纹纹理,小波变换、曲波变换和遗传融合方法之间差异不显著;对于抛物纹,小波变换与曲波变换和遗传融合方法之间差异显著,而曲波变换与遗传融合方法之间差异不显著;对于乱纹,小波变换、曲波变换和遗传融合方法之间差异显著;遗传融合方法的平均分类精度均优于小波变换和曲波变换。

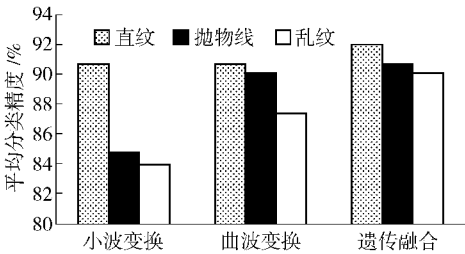


图6 小波变换、曲波变换和遗传融合方法的平均分类精度比较
Fig. 6 Average classification of wavelet transform, curvelet transform and genetic fusion method

王克奇等^[5]在2006年采用灰度共生矩阵方法提取了相关度、对比度、角二阶矩、方差和均值和等特征,对板材表面纹理进行了分类。为了比较2种方法的分类效果,应用本文选用的样本集,对遗传融合分类与灰度共生矩阵方法进行分类效果对比,分类的平均准确率与分类时间见表5。实验结果表明,遗传融合方法虽然在分类精度上与灰度共生矩阵方法相当,但运算时间却大大降低了。

表5 灰度共生矩阵法与遗传融合分类法的分类结果比较

Tab. 5 Classification comparison between GLCM and the proposed method

特征提取方法	直纹/ %	抛物线/ %	乱纹/ %	平均准 确率/%	时间/ s
灰度共生矩阵法	88	90.0	90	89.3	2.131
遗传融合分类法	92	90.7	90	90.9	0.216

4 结 论

对板材表面存在的直纹、抛物纹及乱纹3类纹理进行分类方法的研究。考虑到板材纹理分选速度,选用了频谱方法进行分析。研究结果发现,小波变换方法虽然在分类时间上具有明显优势,但小波基缺少方向性,因而仅对直纹分类效果好;曲波变换方法可以实现对乱纹理的分类,但特征计算时间长,速度明显下降;基于遗传算法的小波变换与曲波变换融合方法,有效地提取了曲波变换与小波变换间的有效特征,降低了特征计算时间,提高了纹理分类精度,通过与传统灰度共生矩阵方法进行比较,验证了遗传融合方法在时间上的明显优势。

参 考 文 献

[1] 尹思慈. 木材学[M]. 北京:中国林业出版社, 1996: 33-34.
[2] TOURNIER C, GRASS M, ZOPE D, et al. Characterization of bread breakdown during mastication by image texture analysis[J]. Journal of Food Engineering, 2012, 113(4): 615-622.
[3] NEMIROVSKY S, PORAT M. On texture and image interpolation

using Markov models [J]. Signal Processing: Image Communication, 2009, 24(3):139-157.

[4] ARIVAZHAGAN S, GANESAN L, PDDAM S P. Texture classification using Gabor wavelets based rotation invariant features [J]. Pattern Recognition Letters,2006, 27(16):1976-1982.

[5] 王克奇,陈立君,王辉,等. 基于空间灰度共生矩阵的木材纹理特征提取[J]. 森林工程, 2006, 22(1): 24-26.

[6] WA W. Fast image fusion with a Markov random field[J]. IEEE Image Processing and its Application Conference Publication, 1999, 465: 557-561.

[7] 任宁,于海鹏,刘一星,等. 木材纹理的分形特征与计算[J]. 东北林业大学学报, 2007, 34(2): 9-11.

[8] 王晗,白雪冰,王辉. 基于高斯-马尔可夫随机场木材纹理特征的研究[J]. 林业机械与木工设备, 2006, 35(11):25-27.

[9] 王亚超,薛河儒,多化琼. 基于 9/7 小波变换的木材纹理频域特征研究[J]. 西北林学院学报,2012, 27(1): 225-228.

[10] 杨福刚,孙同景,庞清乐,等. 基于 SVM 和小波的木材纹理分类算法[J]. 仪器仪表学报,2006,27(3): 2250-2252.

[11] 张怡卓,马琳,王铁滨,等. 小波变换的木材纹理在线分选[J]. 林业科技, 2012, 6:21-24.

[12] CANDES E J, DONOHO D L. Curvelets-a surprisingly effective nonadaptive representation for objects with edges[J]. Curves and Surfaces, 2000: 105-120.

[13] 陈立君,王克奇,王辉,等. 木材纹理分析中小波基的选择和分解级数的确定[J]. 林业机械与木工设备, 2007, 35(5): 25-27.

[14] 朱福喜,朱三元,伍春香. 人工智能基础教程[M]. 北京:清华大学出版社, 2006:326-327.

(责任编辑 冯秀兰)