

# 基于改进蚁群算法的棉花异性纤维目标特征选择方法\*

赵学华<sup>1</sup> 李道亮<sup>2</sup> 杨文柱<sup>3</sup> 陈桂芬<sup>1</sup> 于合龙<sup>1</sup> 张馨<sup>4</sup>

(1. 吉林农业大学信息技术学院, 长春 130118; 2. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083;  
3. 河北大学数学与计算机学院, 保定 071002; 4. 山东农业大学机械与电子工程学院, 泰安 271018)

**【摘要】** 为提高基于机器视觉的棉花异性纤维在线分类的精度和速度, 提出一种基于改进蚁群算法的棉花异性纤维图像目标特征选择方法。采用初始选择概率预处理方案, 设置特征初始概率, 降低了冗余特征影响, 缩短了算法搜索时间; 利用分段变异运算及取优舍劣策略, 对棉花异性纤维的颜色、纹理、形状3类特征进行分段变异, 避免了算法局部收敛, 选出了全局最优特征集。实验结果表明, 改进的蚁群算法比基本蚁群算法优化能力更强, 搜索时间更短, 优化得到的棉花异性纤维特征子集的特征个数比原特征集减少了2/3, 分类正确率由84%提高到93%。

**关键词:** 棉花 异性纤维 图像处理 特征选择 蚁群算法

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2011)04-0168-06

## Feature Selection for Cotton Foreign Fiber Objects Based on Improved Ant Colony Algorithm

Zhao Xuehua<sup>1</sup> Li Dao-liang<sup>2</sup> Yang Wen-zhu<sup>3</sup> Chen Gui-fen<sup>1</sup> Yu He-long<sup>1</sup> Zhang Xin<sup>4</sup>

(1. College of Information and Technology Science, Jilin Agricultural University, Changchun 130118, China

2. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

3. College of Mathematics and Computer Science, Hebei University, Baoding 071002, China

4. College of Mechanical and Electronic Engineering, Shandong Agricultural University, Taian 271018, China)

### Abstract

An optimal feature subset selection method based on improved ant colony algorithm was presented. The initial probability of the feature was related to the ability of classification of the separate feature, which was advantageous to reduce the redundancy and the hunting zone of the optimized algorithm at the same time. Section variation of the feature set avoided local convergence. Experimental results indicated that the proposed algorithm further reduced the search time, got a smaller subset of the optimal feature set of cotton fibers and better classification performance. The classification accuracy rate increased from 84% to 93%.

**Key words** Cotton, Foreign fiber, Image processing, Feature selection, Ant colony algorithm

### 引言

棉花异性纤维是指在棉花采摘、摊晒、收购、储存、运输、加工过程中混入棉花中并对棉花及其制品的质量有严重影响的非棉纤维和有色纤维, 如毛发、绳索、地膜、糖纸、编织袋丝等<sup>[1]</sup>。异性纤维虽然含量很少, 但危害很大<sup>[2]</sup>。研究快速检测皮棉中异性

纤维, 并减少或消除它, 对于提高加工质量和效率是非常必要的。根据皮棉杂质检测技术的特点, 从原理上可分为基于图像技术的杂质检测和基于分光技术的杂质检测。基于图像技术的机器视觉技术采用CCD摄像机能够快速无损、准确检测棉网表面的杂质<sup>[3]</sup>。利用机器视觉技术进行杂质检测, 在国内外都有相关研究<sup>[3-7]</sup>。从棉花异性纤维图像中可以提

收稿日期: 2010-06-26 修回日期: 2010-08-24

\* 国家自然科学基金资助项目(30971693)和教育部新世纪优秀人才支持计划资助项目(NCET-09-0731)

作者简介: 赵学华, 硕士生, 主要从事智能系统、机器视觉研究, E-mail: lclrc@sina.com

通讯作者: 李道亮, 教授, 博士生导师, 主要从事农业智能系统研究, E-mail: dliangl@cau.edu.cn

取出众多的原始特征用于异性纤维分类,但选用大量的原始特征并不能保证分类的精度<sup>[8]</sup>,并且还将降低分类的速度。

特征选择是指从一组原始特征中挑选出一些最有效的特征,以达到降低特征空间维数的目的<sup>[8]</sup>。蚁群算法(ant colony algorithm,简称ACA)是一种源于生物世界的仿生类随机搜索算法<sup>[9]</sup>,因为蚁群算法利用正反馈的原理,可加快进化过程,而且是一种本质并行的算法,不同个体之间不断进行信息的交流和传递,从而能够相互协作,有利于发现较优解<sup>[10]</sup>。蚁群算法在解决组合优化问题方面得到了良好的效果<sup>[11-12]</sup>,但算法搜索时间偏长、易局部收敛。

本文提出一种基于改进蚁群算法(improved ant colony algorithm,简称IACA)的特征选择方法。

## 1 棉花异性纤维目标特征

棉花异性纤维种类虽多,但主要分为塑料布类、布条类、麻绳类、毛发类、丙纶丝类和羽毛类等6类<sup>[13]</sup>,单独使用某种特征几乎无法对棉花异性纤维进行准确分类,组合使用颜色、形状和纹理特征,则可以提高异性纤维分类的正确率<sup>[14]</sup>。

### 1.1 颜色特征

颜色是区分棉花异性纤维类别的一种重要特征<sup>[14]</sup>。采用不同的彩色空间,可以得到不同的颜色特征表示。本文对棉花异性纤维在RGB、HIS彩色空间进行颜色特征提取,共提取24个颜色特征,其中RGB彩色空间12个特征(RGB均值、R均值、G均值、B均值、RGB方差、R方差、G方差、B方差、RGB三阶矩、R三阶矩、G三阶矩、B三阶矩),HIS彩色空间12个特征(HIS均值、H均值、S均值、I均值、HIS方差、H方差、S方差、I方差、HIS三阶矩、H三阶矩、S三阶矩、I三阶矩)。

### 1.2 形状特征

棉层中的不同种类异性纤维呈现不同的形状,典型的是片状、绒状和线状<sup>[3]</sup>。异性纤维目标的形状特征可以由其几何属性(如长短、面积、凹凸等)和拓扑属性(如连通性、欧拉数等)进行描述。对棉花异性纤维的形状特征,共提取最适合表达其形状的8个形状特征:面积和高度比、面积和长度比、面积、欧拉数、充实度、周长、形状参数、偏心率。

### 1.3 纹理特征

纹理反映了图像亮度的空间变化情况,描述纹理的参数包括纹理的强度、密度、方向、粗糙度等<sup>[14]</sup>。纹理分析方法包括统计纹理分析法和结构纹理分析法<sup>[10]</sup>,其中统计纹理更适合描述含有异

性纤维的棉层纹理。本文提取的纹理特征包括绝大部分的纹理特征,主要有基于灰度共生矩阵、灰度平滑共生矩阵、灰度梯度共生矩阵、差分的纹理特征,其中,灰度共生矩阵特征(距离为1像素4个方向(0°、14°、90°、135°)均值反差、熵、逆差距、能量、集群荫、集群突出、灰度相关,距离为2像素4个方向(0°、14°、90°、135°)均值反差、熵、逆差距、能量、集群荫、集群突出、灰度相关)14个,灰度平滑共生矩阵特征(反差、熵、逆差距、能量、集群荫、集群突出)6个,灰度梯度共生矩阵特征(小梯度优势、大梯度优势、灰度分布不均匀性、梯度分布不均匀性、能量、灰度平均、梯度平均、灰度方差、梯度方差、相关、熵、惯性、逆差距、集群荫、集群突出)15个,差分纹理特征(相距1、2像素距离的对比度、二阶矩、熵、平均值)8个,共计43个。

### 1.4 特征数据描述

棉花异性纤维采用75维的特征向量表示,特征向量包含24个颜色特征、43个纹理特征、8个形状特征。样本图像为234幅含有异性纤维的4000像素×500像素的24位真彩色图像,这些图像从实时采集的4000幅图像中选出。对样本图像进行分割处理,分割出的小目标按照塑料布类、布条类、麻绳类、毛发类、丙纶丝类和羽毛类共6类进行分类,每类选择135个小目标,共计810个棉花异性纤维小目标,对小目标进行特征提取,得到810个75维样本特征数据。样本特征数据的2/3用作训练集,其余1/3用作测试集,得到训练集样本数据540个,测试集样本数据270个。为消除由于特征取值范围不同造成的影响,所有特征数据都进行了归一化。

## 2 基于蚁群算法的特征选择方法改进

自然界中蚂蚁寻找从巢穴到食物源的最短路径是通过一种正反馈的机制实现的,蚂蚁行为是一种群体行为,简单的蚂蚁个体利用信息素可以相互影响,相互协作,并利用其作为反馈,使得问题的解朝全局最优解的方向不断进化,最终能有效地获得相对较优的解<sup>[15]</sup>。但蚁群算法普遍存在搜索时间长、局部收敛等问题。本文针对棉花异性纤维特征对蚁群算法作了两方面改进:一是通过初始概率预处理,将各特征的单独分类能力与其初始选择概率相联系,增大分类能力强的特征的选择机率,减小了冗余特征的影响,减少了搜索时间;二是通过针对棉花异性纤维特征的分段变异运算,确保不漏掉颜色、纹理、形状3类特征中分类性能高的特征,解决了局部收敛问题,保证所选取的特征具有全局最优性。

## 2.1 改进的分段特征属性表及蚂蚁编码

分段特征属性表存放每个特征的选择概率与信息素,特征属性表按颜色、纹理、形状分为3段,图1为分段特征属性表结构, $p_{c_i}$  ( $i=1,2,\dots,n_1$ )表示第*i*个颜色特征的选择概率, $p_{t_i}$  ( $i=1,2,\dots,n_2$ )表示第*i*个纹理特征的选择概率, $p_{s_i}$  ( $i=1,2,\dots,n_3$ )表示第*i*个形状特征的选择概率, $\tau_{c_i}$  ( $i=1,2,\dots,n_1$ )表示第*i*个颜色特征的信息素含量, $\tau_{t_i}$  ( $i=1,2,\dots,n_2$ )表示第*i*个纹理特征的信息素含量, $\tau_{s_i}$  ( $i=1,2,\dots,n_3$ )表示第*i*个形状特征的信息素含量, $n_1$ 、 $n_2$ 、 $n_3$ 之和为特征总数。

颜色段			纹理段			形状段		
$p_{c_1}$	...	$p_{c_{n_1}}$	$p_{t_1}$	...	$p_{t_{n_2}}$	$p_{s_1}$	...	$p_{s_{n_3}}$
$\tau_{c_1}$	...	$\tau_{c_{n_1}}$	$\tau_{t_1}$	...	$\tau_{t_{n_2}}$	$\tau_{s_1}$	...	$\tau_{s_{n_3}}$

图1 分段特征属性表

Fig.1 Section feature attribute

每只蚂蚁携带特征集的特征编码及相应所选特征集的适应度;特征按照0、1进行分段编码,特征的编码顺序与分段特征属性表一致,0代表该特征未被选择,1代表该特征被选择;图2是蚂蚁结构示意图,蚂蚁 $C_{c_i}$  ( $i=1,2,\dots,n_1$ )表示第*i*个颜色特征编码, $C_{t_i}$  ( $i=1,2,\dots,n_2$ )表示第*i*个纹理特征编码, $C_{s_i}$  ( $i=1,2,\dots,n_3$ )表示第*i*个形状特征编码, $s$ 表示该蚂蚁所选择的特征子集的适应度。

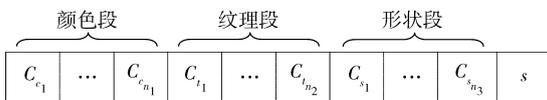


图2 蚂蚁结构示意图

Fig.2 Schematic representation of ant structure

## 2.2 改进的初始概率预处理方案

特征的单独选优法是计算各特征单独使用时的判据值并以递减排序,选取前*d*个分类效果最好的特征<sup>[16]</sup>。利用单个特征的可分性设置蚁群算法的初始选择概率,分类能力强的特征在算法初始阶段选择机率大,被优先选择,分类能力弱的特征选择机率小,特征的选择范围也相应地缩小。算法运行初期,所选择的特征子集以单个特征分类性能强的特征为主,随着算法的运行,将逐渐得到最优特征组合,为了使每个特征都得到被选择的机会,在初始选择概率计算上,单独特征的分类能力只作为参照。本文改进的初始概率预处理方案为首先计算各特征的最大类间距离与最小类内距离的比值,以此作为特征的初始选择概率的参照,但并不将其值直接作为初始概率,而是作为基数0.4基础上的增加量,同时限定最大初始选择概率为0.7。选择0.4作为基

础是为了确保个体分类能力低的特征存在被选择的机率,最大初始选择概率为0.7是为了确保个体分类能力强的特征存在被舍去的机率。这样即可以充分利用个体的分类能力,加快算法的搜索,同时,又给予个体分类性能低的特征被选择的机会,保证搜索范围不局限于局部。

初始选择概率的计算公式为

$$p_i = \begin{cases} 0.4 + d_i & (d_i \leq 0.4) \\ 0.7 & (d_i > 0.4) \end{cases} \quad (1)$$

$$d_i = \frac{\sum_{i=1}^c \sqrt{(m_i - m)^2}}{\sum_{i=1}^c \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} \sqrt{(x_j^{(i)} - m_i)^2}} \quad (2)$$

$$m_i = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} x_j^{(i)} \quad (3)$$

$$m = \frac{1}{e} \sum_{i=1}^e x_i \quad (4)$$

式中  $p_i$ ——第*i*个特征的初始选择概率

$d_i$ ——第*i*个特征的最大类间距离与最小类内距离比值

$c$ ——样本的种类总数

$n_i$ ——第*i*类样本总数

$e$ ——样本总数

$m$ ——所有样本的均值向量;样本向量维数为1,即仅包含所计算特征值

$x_j^{(i)}$ ——第*i*类样本中的第*j*个样本的特征值

$m_i$ ——第*i*类样本的均值

## 2.3 改进的特征分段变异策略

蚁群算法作为一种随机搜索算法,也存在局部收敛停滞现象,为避免算法局部收敛,确保选择出的特征子集为全局最优解,结合棉花异性纤维采用颜色、纹理、形状组合特征进行分类的特点,对蚁群算法进行改进,通过特征分段变异策略,保证了最优特征子集的全局性。特征分段变异策略为:特征集按颜色、纹理、形状特征分3段;变异时,分别对每段特征进行变异;变异原理为特征取反,特征是已选取状态的,则修改为未选取状态,如是未选取状态的,则修改为已选取状态;变异蚂蚁及各段变异特征的数量分别按照蚂蚁及总特征数量的一定比例确定;变异蚂蚁及各段变异特征的数量随机确定。蚂蚁取优舍劣策略为:变异后蚂蚁的特征子集适应度如大于原蚂蚁特征子集的适应度则将变异蚂蚁替换原蚂蚁,否则不替换。变异的具体过程为:所有蚂蚁完成一次选择后,按照变异蚂蚁比例随机确定需变异的蚂蚁,对需变异的蚂蚁进行分段变异,按照特征变异比例随机对每段需变异的特征进行变异,完成对每

只蚂蚁的变异后,计算适应度,并与原蚂蚁的适应度进行比较,确定是否替换原蚂蚁,完成变异。特征的分段变异策略强制颜色、纹理、形状参与优化过程,使优化后的特征子集具有全局性。

### 2.4 改进的特征选择策略

特征是每个蚂蚁都必须经过的节点,每完成一次循环,每只蚂蚁遍历全部特征。每个特征有一个选择概率,蚂蚁每经过一个特征节点,根据特征的选择概率,采用轮盘赌法决定特征是否被选择,蚂蚁利用特征的选择概率,对特征进行选取,特征的选择概率越大,被选择的可能性就越大。设特征的选择概率为  $P_i (i = 1, 2, \dots, n; n$  表示特征总数),蚂蚁每经过一个特征节点,随机产生一个  $[0, 1]$  范围内的随机数  $r$ ,如果  $r < P_i$ ,则特征  $i$  被选择;否则特征不被选择。

所有蚂蚁每完成一次对全部特征的选择之后,重新对特征的选择概率进行计算,为保证每个特征的选择概率不大于 1 或小于 0,当选择概率大于 1 时取 1,小于 0 时取 0。

特征选择概率的计算公式定义为

$$P(i, t + 1) = \delta P(i, t) + \Delta P(i, t) \quad (5)$$

其中 
$$\Delta P(i, t) = \varepsilon \tau(i, t) / \sum_{k=1}^n \tau(k, t) \quad (6)$$

式中  $\delta$ ——概率系数

$\varepsilon$ ——概率变化系数

$\tau(i, t)$ ——第  $t$  次循环时特征  $i$  信息素含量

$\sum_{k=1}^n \tau(k, t)$ ——所有特征上的信息素总量

### 2.5 信息素更新策略

信息素是蚁群算法的重要特征,信息的反馈机制主要通过信息素的变化实现。特征的信息素更新机制有两类,一类利用局部信息,一类利用整体信息。利用整体信息更新规则会让短路径(较优解)上对应的信息量逐渐增大,充分体现了算法中全局范围内较短路径(较优解)的生存能力,加强了信息正反馈性能,提高了系统搜索收敛的速度<sup>[10]</sup>。算法中,信息素利用整体信息更新,每次循环后,每个特征的信息素都将变化,特征被选择的次数越多,信息素增量越大,相应的选择概率越大,特征被选择的次数越少,信息素增量越小,相应的选择概率越小。

信息素计算公式为

$$\tau(i, t + 1) = \alpha \tau(i, t) + \beta \Delta \tau(i, t) \quad (7)$$

其中 
$$\Delta \tau(i, t) = \sum_{j=1}^a \frac{f(x_i) s_j}{s_i} \quad (8)$$

式中  $\tau(i, t)$ ——第  $t$  次循环时第  $i$  个特征所带有的信息素含量

$\Delta \tau(i, t)$ ——特征  $i$  在第  $t$  次循环后信息素的改变量

$\alpha$ ——信息素挥发系数

$\beta$ ——信息素变化系数  $a$ ——蚂蚁总数

$x_i$ ——所选择的特征子集

$f(x_i)$ ——特征选择函数,如果特征  $x_i$  被第  $j$  只蚂蚁所选择,则  $f(x_i)$  等于 1,如果未被选择,则  $f(x_i)$  等于 0

$s_j$ ——第  $j$  个蚂蚁的适应度

$s_i$ ——第  $t$  次循环后所有蚂蚁适应度之和

### 2.6 适应度函数

适应度是衡量所选特征子集优劣的唯一指标,特征选择的目的是找出分类能力最强的特征子集<sup>[14]</sup>,因此分类正确率是计算个体适应度时首先要考虑的因素。这样,个体适应度应是分类正确率的函数,且分类正确率越高则适应度越高;反之,分类正确率越低则适应度越低。

$$S(x_i) = J(x_i) \quad (9)$$

式中  $S(x_i)$ ——所选特征子集的适应度

$J(x_i)$ ——利用  $K$  均值分类器计算的准确度

### 2.7 改进的蚁群算法流程

算法终止条件是按最大适应度值连续一定次数不变,输出最优特征子集。算法流程如图 3 所示。

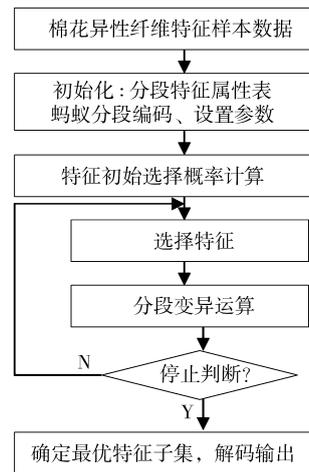


图 3 改进的蚁群算法流程图

Fig. 3 Flow chart of improved ant colony algorithm

## 3 结果与讨论

算法利用 Matlab7.0 编程实现, IACA 算法初始概率利用本文前述方法设置, 变异蚂蚁系数 0.1, 变异特征系数 0.1, ACA 算法初始概率采用固定值 0.5, 其余参数两种算法采用相同设置: 蚂蚁数 50, 信息素挥发系数 0.6, 信息素变化系数 0.35, 概率系数 0.9, 概率变化系数 4, 最大适应度连续不变次数 50, 分类器采用最近邻分类器, 距离标准采用欧氏距离。

IACA 和 ACA 各运行 10 次求平均, IACA 算法需要蚂蚁循环 1 472 s, 运行时间 5 152 s; ACA 算法需要蚂蚁循环 1 977 次, 运行时间 6 326 s, IACA 比 ACA 蚂蚁循环次数减少 25%, 运行时间缩短 19%, 表明根据个体分类性能设置初始概率的 IACA 算法比 ACA 算法更容易收敛, 进一步提高算法的搜索效率。

表 1 是原始特征集的特征数量与利用本文算法进行特征优化选择后, 颜色、纹理、形状特征数量的比较。IACA 所选最小特征子集特征数为 22 个, ACA 所选最小特征子集特征数为 27 个, 特征减少 5 个, 表明对由颜色、纹理、形状特征组成的棉花异性纤维特征进行特征选择时, 所选择出的特征子集更小, 更利于分类器的设计。IACA 所选出的特征分布更均匀, 特征分布在颜色、纹理、形状范围内, ACA 算法选择的特征缺少形状特征, 这表明 ACA 在选择过程中可能出现局部收敛, 而 IACA 分段策略可以避免算法的局部收敛, 确保选择的特征具有全局性。

表 1 原始特征集与选择特征集数量比较

Tab.1 Comparison of the number of original feature and selected feature set selection

种类	原始特征数量	ACA 选择后特征数量	IACA 选择后特征数量
颜色特征	24	12	10
纹理特征	43	15	11
形状特征	8	0	1
全部特征	75	27	22

表 2 是原始特征集、ACA 及 IACA 所选特征集, 利用  $K$  均值分类器分类结果的比较。原始特征集的平均分类正确率为 84%, ACA 所选择出的特征集

平均分类正确率为 90%, 比原始特征集提高了 6%, IACA 所选择出的特征集平均分类正确率为 93%, 比 ACA 所选特征集提高了 3%, 并使特征集数量由 75 个减至 22 个。这表明, ACA 与 IACA 所选特征集的分类能力都比原始特征集有了很大提高, 对原始特征集应用 IACA 后, 所选的特征更适于用作分类器的特征。

表 2 原特征集与选择特征集分类性能比较

Tab.2 Comparison of classification performance of original feature set and selected feature set

纤维种类	原始特征正确率/%	ACA 选择后正确率/%	IACA 选择后正确率/%
颜料布类	92	96	99
布条类	82	94	94
麻绳类	78	87	88
头发类	82	86	89
丙纶丝类	94	98	100
鸡毛类	74	80	85

## 4 结论

(1) 应用初始概率预处理方案对原始特征集进行处理, 改进初始选择概率, 可以加快算法收敛, 缩短算法的搜索时间; 对特征集进行分段变异, 保证了所选特征子集的全局最优性, 避免了算法局部收敛。

(2) 通过基于改进蚁群算法的特征选择可以从棉花异性纤维目标的原始特征空间中挑选出分类能力最强的特征子集, 从而可降低特征空间维数、简化分类器设计、提高棉花异性纤维在线分类速度。由于蚁群算法参数较多, 最优参数的选择, 可能存在一定片面性, 在后续的工作中还将进行深入研究。

## 参 考 文 献

- 冯万众. 棉花异性纤维的定义和评定方法探讨[J]. 中国纤检, 2000(1): 32 ~ 34.
- 胡恒军, 魏娟. 异性纤维危害及清理[J]. 中国棉花加工, 2007(4): 37 ~ 39.
- 郭俊先, 应义斌. 皮棉中杂质检测技术与检出装备的研究进展[J]. 农业机械学报, 2008, 39(7): 107 ~ 113.  
Guo Junxian, Ying Yibin. Progress on detecting technique and sorter of raw cotton foreign matters[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2008, 39(7): 107 ~ 113. (in Chinese)
- Xu B, Fang C, Watson M D. Clustering analysis for cotton trash classification[J]. Textile Research Journal, 1999, 69(9): 656 ~ 662.
- Siddaiah Murali, Lieberman Michael A, Prasad Nadipuram R. Identification of trash types in ginned cotton using neuro fuzzy techniques[C]//Proceedings of the 8th IEEE international Conference on Fuzzy Systems, 1999, 2: 738 ~ 743.
- Pavani S K, Dogan M S, Sari-Sarraf H, et al. Segmentation and classification of four common cotton contaminants in X-ray microtomographic images[C]//Proceedings of SPIE, Machine Vision Applications in Industrial Inspection XII, San Jose, CA, USA, 2004.
- Xu B, Fang C, Huang R. Chromatic image analysis for cotton trash and color measurements[J]. Textile Research Journal, 2002, 67(12): 881 ~ 890.

- 8 边肇祺,张学工. 模式识别[M]. 北京:清华大学出版社,2000.
- 9 Dorigo M, Maniezzo V, Colomi A. Antsystem: optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B, 1996,26(1): 29~41.
- 10 詹士昌,徐婕,吴俊. 蚁群算法中有关算法参数的最优选择[J]. 科技通报,2003,19(5): 381~386.  
Zhan Shichang, Xu Jie, Wu Jun. The optimal selection on the parameters of the ant colony algorithm[J]. Bulletin of Science and Technology, 2003,19(5): 381~386. (in Chinese)
- 11 杨檬,宋建社,曹继平,等. 蚁群优化算法应用研究概述[J]. 计算机仿真,2009,26(6): 200~203.  
Yang Meng, Song Jianshe, Cao Jiping, et al. A survey of modeling, algorithms and applications of ant colony optimization [J]. Computer Simulation, 2009,26(6): 200~203. (in Chinese)
- 12 Dorigo M, Maniezzo V, Colomi A. Ant system optimization by ant colonies cooperating agents[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics-Part B: Cybernetics, 1996, 26(1): 29~41.
- 13 杨文柱,李道亮,魏新华,等. 基于自动视觉检测的棉花异性纤维分类系统[J]. 农业机械学报,2009,40(12): 177~181.  
Yang Wenzhu, Li Daoliang, Wei Xinhua, et al. AVI system for classification of foreign fibers in cotton[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2009,40(12): 177~181. (in Chinese)
- 14 杨文柱,李道亮,魏新华,等. 基于改进遗传算法的棉花异性纤维目标特征选择[J]. 农业机械学报,2010,41(4): 173~178.  
Yan Wenzhu, Li Daoliang, Wei Xinhua, et al. Feature selection for cotton foreign fiber objects based on improved genetic algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010,41(4): 173~178. (in Chinese)
- 15 Bonabeau E, Dorigo M, Theraulaz G. Inspiration for optimization from social insect behavior[J]. Nature, 2000, 406(6): 39~42.
- 16 孙即祥. 现代模式识别[M]. 长沙:国防科技大学出版社,2002.

---

(上接第 167 页)

- 10 宋成芳,彭群生,丁子昂,等. 基于草图的花开建模与动画[J]. 软件学报, 2007, 18(增刊1): 45~53.  
Song Chengfang, Peng Qunsheng, Ding Ziang, et al. Sketch-based modeling and animation of floral blossom[J]. Journal of Software, 2007, 18(Supp.1): 45~53. (in Chinese)
- 11 郭月清. 烤烟栽培技术[M]. 北京:金盾出版社,1992.
- 12 Wu Zhongke, Zhou Mingquan, Wang Xingce. Interactive modeling of 3D tree with ball B-spline curves [J]. The International Journal of Virtual Reality, 2009, 8(2): 101~107.
- 13 Wu Zhongke, Seah Hock Soon, Zhou Mingquan. Skeleton based parametric solid models: ball B-spline curves [C] // Proceedings of 10th IEEE International Conference on Computer-Aided Design and Computer Graphics, 2007: 421~424.