



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 103149210 B

(45) 授权公告日 2015. 09. 30

(21) 申请号 201310059116. 8

(22) 申请日 2013. 02. 25

(73) 专利权人 东华大学

地址 201620 上海市松江区人民北路 2999 号

(72) 发明人 王军 于伟东 代国亮 石先军

(74) 专利代理机构 上海申汇专利代理有限公司 31001

代理人 翁若莹 柏子霖

(51) Int. Cl.

G01N 21/84(2006. 01)

(56) 对比文件

CN 101178396 A, 2008. 05. 14, 说明书具体实施方式, 图 1.

CN 102539430 A, 2012. 07. 04, 全文.

JP H08109583 A, 1996. 04. 30, 全文.

CN 102634583 A, 2012. 08. 15, 全文.

CN 1359006 A, 2002. 07. 17, 全文.

CN 102539431 A, 2012. 07. 04, 全文.

CN 102146431 A, 2011. 08. 10, 全文.

Shi Xian-jun et al.. Classification of

Animal Fibers Based on Microscopic Images.

《应用科学学报》. 2009, 第 27 卷 (第 1 期), 62-65.

何兰芝 等. 山羊绒与羊毛纤维鉴别检测综述. 《上海纺织科技》. 2008, 第 36 卷 (第 10 期), 44-46.

季益萍 等. 计算机图像识别技术检测羊绒羊毛混纺比. 《毛纺科技》. 2008, (第 10 期), 58-60.

李士恩 等. 羊绒纤维鳞片面积的计算机自动测量. 《测试技术学报》. 2010, 第 24 卷 (第 6 期), 535-538.

孟飞飞. 羊绒与羊毛纤维鉴别系统的研究. 《中国优秀硕士学位论文全文数据库》. 2012, 正文 23, 38-42 页.

杨桂芬 等. 扫描电子显微镜与光学显微镜鉴别山羊绒纤维的技术探讨. 《中国纤检》. 2006, (第 6 期), 15-19.

张小莉 等. 羊绒和羊毛纤维检测技术研究进展. 《上海毛麻科技》. 2011, (第 1 期), 39-41.

审查员 张素

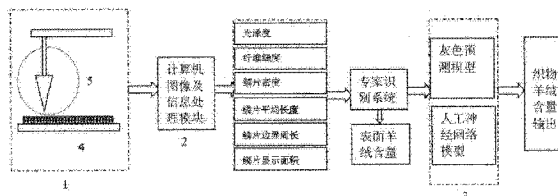
权利要求书 3 页 说明书 5 页 附图 1 页

(54) 发明名称

一种基于鳞片图文特征的织物羊绒含量检测系统及方法

(57) 摘要

本发明的一个技术方案是提供了一种基于鳞片图文特征的织物羊绒含量检测系统, 其特征在于, 包括: 信息采集系统; 计算机图像及信息处理模块; 专家识别系统及智能预测预报系统, 在分析织物表面羊绒含量和织物含量的关系基础上, 通过灰色预测模型和人工神经网络模型分别预测预报织物羊绒含量, 两者互为验证。本发明的另一个技术方案是提供了一种基于鳞片图文特征的织物羊绒含量的检测方法。本发明通过无损的方法, 结合智能专家系统和不同的预测模型, 既解决了传统检测方法前期准备时间长、过程复杂、效率低的不足, 同时也大大提高了检测的准确性。



CN 103149210 B

1. 一种基于鳞片图文特征的织物羊绒含量的检测方法,其特征在于,步骤为:

第一步、将制备的羊绒织物或市售的羊绒衫平放于载物台(4)上,由计算机图像及信息处理模块(2)控制三维扫描仪通过高清摄像头获取羊绒织物或羊绒衫的表面图像,同时,由纤维光泽仪对同一部位的纤维光泽度进行测量获得纤维光泽度数字量;

第二步、计算机图像及信息处理模块(2)对获得的表面图像进行处理,得到纤维细度、鳞片密度、鳞片平均长度、鳞片边界周长和鳞片显示面积;

第三步、将纤维细度、鳞片密度、鳞片平均长度、鳞片边界周长和鳞片显示面积以及纤维光泽度数字量输入专家识别系统,由专家识别系统将这些参数与预存在专家识别系统内的相应的羊毛特征数据进行比对,并计算得到织物表面羊绒含量,其中,专家识别系统的具体实现步骤为:

步骤1、依次对每个纤维区域的纤维细度、鳞片密度、鳞片平均长度、鳞片边界周长和鳞片显示面积以及纤维光泽度数字量与案例库中的预存的真实羊绒的相应数据比较,如果特征值符合案例库中的特征,则将当前纤维区域判断为羊绒区域,如若不能直接确定,则可以根据纤维细度、鳞片密度、鳞片平均长度及纤维光泽度和案例库中标本比照,寻找最高相似率按30%、30%、20%、20%加权值求和,若和羊绒相似度值大于等于80%可确定为羊绒区域,当前纤维区域在初判后若为羊绒区域,则计算当前羊绒区域的面积,对于第*i*个羊绒区域 $[a_i, b_i]$ ,其面积 $B_i = \int_{a_i}^{b_i} f(x_i) dx_i$ ,  $f(x_i)$ 为第*i*个羊绒区域的投影曲线,若特征值不符合,则进入步骤2;

步骤2、利用知识库及数据仓库,知识库中主要用来存储推理规则用来通过对获取数据的推理进行判定,数据仓库中主要存储的是历次试验确定为羊绒各个特征的实际数据,对纤维细度、鳞片密度、鳞片平均长度、鳞片边界周长和鳞片显示面积进行综合评价,确认是否为羊绒区域,若是羊绒区域,则计算当前羊绒区域的面积,如若否,则将当前纤维区域判定为非羊绒区域,计算当前非羊绒区域的面积,对于第*j*个非羊绒区域 $[a_j, b_j]$ ,其面积 $A_j = \int_{a_j}^{b_j} f(x_j) dx_j$ ,  $f(x_j)$ 为第*j*个非羊绒区域的投影曲线;

步骤3、计算所有羊绒区域的总面积 $Sb = \sum_{i=1}^n B_i$ 及所有非羊绒区域的总面积 $Sa = \sum_{j=1}^m A_j$ ,

其中,*n*及*m*分别为羊绒区域的总数及非羊绒区域的总数,织物表面羊绒含量 $= \frac{Sb}{Sa + Sb}$ ;

第四步、在分析织物表面羊绒含量和织物含量的关系基础上,由智能预测预报系统(3)通过灰色预测模型和人工神经网络模型分别预测预报织物羊绒含量,两者互为验证,其中:

采用灰色预测模型的步骤为:重复执行第一步至第三步*k*次,得到*k*组织物表面羊绒含量作为灰色预测模型的输入从而得到对织物羊绒含量的预测预报,在本实施例中灰色预测模型采用GM(1,1)预测模型,其步骤为:

原始序列(织物表面羊绒含量) $X^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(k))$ ,  $x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(k)$ 分别为*k*组织物表面羊绒含量;

对  $X^{(0)}$  进行一次累加, 得  $X^{(1)}$ ;

对  $X^{(0)}$  做光滑性检验, 得  $\rho(k) = \frac{x^{(0)}(k)}{x^{(0)}(k-1)}$ ;

检验  $X^{(1)}$  是否具有准指数规律, 得  $\sigma^{(1)}(k) = \frac{x^{(1)}(k)}{x^{(1)}(k-1)} = 1 + \rho(k)$ ;

对  $X^{(1)}$  作紧邻均值生成得  $Z^{(1)}$ ; 得  $B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ -z^{(1)}(4) & 1 \\ -z^{(1)}(5) & 1 \end{bmatrix}$ ,  $Y = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ x^{(0)}(4) \\ x^{(0)}(5) \end{bmatrix}$ ;

对参数列  $\hat{a} = [B, Y]^T$  进行最小二乘估计, 得  $\hat{a} = (B^T B)^{-1} B^T Y$ ;

确定模型及时间相应序列;

可得  $X^{(1)}$  的模拟值  $\hat{x}^{(1)}(k+1) = a^{(1)} \hat{x}^{(1)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k)$ ;

还原求出  $X^{(0)}$  的模拟值;

检验误差, 计算残差平方和;

预测  $\hat{x}^{(0)}(k+1)$ , 即可得出织物的羊绒含量;

人工神经网络模型采用 BP 神经网络模型, 该模型的输入为纤维细度、鳞片密度、鳞片平均长度、鳞片边界周长和鳞片显示面积, 这里的纤维细度、鳞片密度、鳞片平均长度、鳞片边界周长和鳞片显示面积是某个纤维区域的特征值, 还是所有纤维区域的特征值, 网络模型传输过程为:

[1] 向前传输阶段:

①从样本集中取一个样本  $P_i, Q_j$ , 将  $P_i$  输入网络, 输入  $P_i$  及输出  $Q_j$  均为训练网络用的基础数据, 是实验得出的;

②计算出误差测度  $E_i$  和实际输出  $O_i = F_L(\dots(F_2(F_1(P_i W^{(1)} W^{(2)})) \dots) W^{(L)})$ ;

③对权重值  $W^{(1)}, W^{(2)}, \dots, W^{(L)}$  各做一次调整, 重复这个循环, 直到  $\sum E_i < \varepsilon$  ; [2] 向后传播阶段 - 误差传播阶段:

①计算实际输出  $O_p$  与理想输出  $Q_i$  得差,  $O_p$  为隐藏层的输出向量,  $Q_i$  为对应层的理想输出;

②用输出层的误差调整输出层权矩阵;

③  $E_i = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m (Q_{ij} - O_{ij})^2$ ,  $E_i$  为第  $i$  组样本的误差测度,  $j$  为网络的第  $j$  层,  $m$  为网络的总

层数,  $Q_{ij}$  与  $O_{ij}$  又分别为实际结果和通过模型预测的结果;

④用此误差估计输出层的直接前导层的误差, 再用输出层前导层误差估计更前一层的误差, 如此获得所有其他各层的误差估计;

⑤并用这些估计实现对权矩阵的修改, 形成将输出端表现出的误差沿着与输出信号相

反的方向逐级向输出端传递的过程。

## 一种基于鳞片图文特征的织物羊绒含量检测系统及方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及一种基于鳞片图文特征的织物羊绒含量检测系统和方法,运用图像采集及图像处理技术、信息处理技术、人工智能计算和专家识别系统,结合不同的预测模型检测织物的羊绒含量。

### 背景技术

[0002] 山羊绒是珍贵稀有的特种动物纤维,用山羊绒原料制成的纺织品具有轻、柔、滑、暖的风格,是制作高档服装面料的首选。但是羊绒与绵羊毛同属天然蛋白质纤维,化学性能和外观都很相似;另一方面随着科技的发展,羊毛的“仿羊绒”惟妙惟肖,使得羊绒含量分析成为生产贸易中的难解问题。

[0003] 目前我国国内现有关于山羊绒与羊毛、特种动物纤维混合物鉴别分析的方法主要由扫描电镜法、溶液伸展法、光学投影显微法。扫描电子显微镜 SEM 方法,机器价格昂贵,绝大多数企业、质检机构都没配备;光学投影显微镜法虽然操作简单,但正确区分毛绒类纤维还有一定难度,存在一定误差,特别是不同实验室、不同操作人员的检验结果往往会有较大的差异。所以从经济、技术的角度,真正普及使用的仍然是纤维投影仪法。随着纺织品更新换代的加速,这项传统鉴别方法的缺陷日益显示出来,如它不能区分鳞片的细微结构,不能测试鳞片的边缘厚度。特别是对于染深色的纺织品鉴别具有相当的难度。所以必须使用新的测试手段来解决这一问题。

[0004] 生物芯片法(DNA 分析)和计算机图形分析法现在也用于鉴别羊绒羊毛混纺织物。DNA 分析技术则可以突破依据动物纤维形态结构鉴别的局限性,利用显示生物特征的各种生物物种所具有不同的 DNA 序列信息进行鉴别,但是该技术还存在一些技术难点,比如不同动物纤维 DNA 的有效提取方法和多组分混纺产品 DNA 定量分析方法等;由于纺织服装用的动物纤维一般没有毛囊,而且都经过碱处理和染色处理等,使动物纤维的提取难度增大;另外,多组分混纺产品的 DNA 定量分析方法还有待进一步研究解决。

### 发明内容

[0005] 本发明的一个目的是提供一种可以实现全自动、无损、快速连续测量、操作简单、测试成本低的基于鳞片图文特征的织物羊绒含量检测系统。本发明的另一个目的是提供一种基于鳞片图文特征的织物羊绒含量的检测方法。

[0006] 为了达到上述目的,本发明的一个技术方案是提供了一种基于鳞片图文特征的织物羊绒含量检测系统,其特征在于,包括:

[0007] 信息采集系统,用于获取羊绒织物或羊绒衫的表面图像及纤维光泽度数字量;

[0008] 计算机图像及信息处理模块,对由信息采集系统传输来的表面图像进行处理获得获得纤维细度、鳞片密度、鳞片平均长度、鳞片边界周长和鳞片显示面积;

[0009] 专家识别系统,将由计算机图像及信息处理模块获得的纤维细度、鳞片密度、鳞片平均长度、鳞片边界周长和鳞片显示面积及由信息采集系统得到的纤维光泽度数字量与专

家识别系统内预存的羊绒特征数据进行比对分析,进而识别、标识出表面图像里的羊绒面积,并最终得到织物表面羊绒含量;

[0010] 智能预测预报系统,在分析织物表面羊绒含量和织物含量的关系基础上,通过灰色预测模型和人工神经网络模型分别预测预报织物羊绒含量,两者互为验证。

[0011] 优选地,所述信息采集系统包括用于放置所述羊绒织物或羊绒衫的载物台及对所述羊绒织物或羊绒衫进行扫描的扫描探头。

[0012] 优选地,所述扫描探头包括用于获取所述羊绒织物或羊绒衫纤维光泽度的纤维光泽仪及连接有高清摄像头的三维扫描仪,通过高清摄像头拍摄所述羊绒织物或羊绒衫的表面图像,并由三维扫描仪将获得的表面图像传输给所述计算机图像及信息处理模块。

[0013] 优选地,由所述纤维光泽仪获得的光信号经光电转换器后转换为电信号,该电信号送入电路比较器和模数转换器后获得所述纤维光泽度数字量。

[0014] 本发明的另一个技术方案是提供了一种基于鳞片图文特征的织物羊绒含量的检测方法,其特征在于,步骤为:

[0015] 第一步、将制备的羊绒织物或市售的羊绒衫平放于载物台上,由计算机图像及信息处理模块控制三维扫描仪通过高清摄像头获取羊绒织物或羊绒衫的表面图像,同时,由纤维光泽仪对同一部位的纤维光泽度进行测量获得纤维光泽度数字量;

[0016] 第二步、计算机图像及信息处理模块对获得的表面图像进行处理,得到纤维细度、鳞片密度、鳞片平均长度、鳞片边界周长和鳞片显示面积;

[0017] 第三步、将纤维细度、鳞片密度、鳞片平均长度、鳞片边界周长和鳞片显示面积以及纤维光泽度数字量输入专家识别系统,由专家识别系统将这些参数与预存在专家识别系统内的相应的羊毛特征数据进行比对,并计算得到织物表面羊绒含量;

[0018] 第四步、在分析织物表面羊绒含量和织物含量的关系基础上,由智能预测预报系统通过灰色预测模型和人工神经网络模型分别预测预报织物羊绒含量,两者互为验证。

[0019] 本发明通过无损的方法,结合智能专家系统和不同的预测模型,既解决了传统检测方法前期准备时间长、过程复杂、效率低的不足,同时也大大提高了检测的准确性。

## 附图说明

[0020] 图 1 为本发明提供的一种基于鳞片图文特征的织物羊绒含量检测系统的示意图;

[0021] 图 2 为专家识别系统的内部流程图。

## 具体实施方式

[0022] 为使本发明更明显易懂,兹以优选实施例,并结合附图作详细说明如下。

[0023] 如图 1 所示,本发明提供的一种基于鳞片图文特征的织物羊绒含量检测系统,包括:

[0024] 信息采集系统 1,用于获取羊绒织物或羊绒衫的表面图像及纤维光泽度数字量;

[0025] 计算机图像及信息处理模块 2,对由信息采集系统 1 传输来的表面图像进行处理获得获得纤维细度、鳞片密度、鳞片平均长度、鳞片边界周长和鳞片显示面积;

[0026] 专家识别系统,将由计算机图像及信息处理模块 2 获得的纤维细度、鳞片密度、鳞片平均长度、鳞片边界周长和鳞片显示面积及由信息采集系统 1 得到的纤维光泽度数字量

与专家识别系统内预存的羊绒特征数据进行比对分析,进而识别、标识出表面图像里的羊绒面积,并最终得到织物表面羊绒含量;

[0027] 智能预测预报系统 3,在分析织物表面羊绒含量和织物含量的关系基础上,通过灰色预测模型和人工神经网络模型分别预测预报织物羊绒含量,两者互为验证。

[0028] 信息采集系统 1 包括用于放置所述羊绒织物或羊绒衫的载物台 4 及对所述羊绒织物或羊绒衫进行扫描的扫描探头 5。扫描探头 5 包括用于获取所述羊绒织物或羊绒衫纤维光泽度的纤维光泽仪及连接有高清摄像头的三维扫描仪,通过高清摄像头拍摄所述羊绒织物或羊绒衫的表面图像,并由三维扫描仪将获得的表面图像传输给所述计算机图像及信息处理模块 2。采用图像技术将灰度图像处理成单像素宽度的二值图,从二值图中提取描述两类纤维鳞片形状特征的比对指标及细度、鳞片高度或密度、鳞片边界周长和鳞片显示面积。

[0029] 由所述纤维光泽仪获得的光信号经光电转换器后转换为电信号,该电信号送入电路比较器和模数转换器后获得所述纤维光泽度数字量。

[0030] 本发明还提供了一种基于鳞片图文特征的织物羊绒含量的检测方法,其步骤为:

[0031] 第一步、将制备的羊绒织物或市售的羊绒衫平放于载物台 4 上,由计算机图像及信息处理模块 2 控制三维扫描仪通过高清摄像头获取羊绒织物或羊绒衫的表面图像,同时,由纤维光泽仪对同一部位的纤维光泽度进行测量获得纤维光泽度数字量;

[0032] 第二步、计算机图像及信息处理模块 2 对获得的表面图像进行处理,得到可识别的每个纤维区域的纤维细度、鳞片密度、鳞片平均长度、鳞片边界周长和鳞片显示面积;

[0033] 第三步、将纤维细度、鳞片密度、鳞片平均长度、鳞片边界周长和鳞片显示面积以及纤维光泽度数字量输入专家识别系统,由专家识别系统将这些参数与预存在专家识别系统内的相应的羊毛特征数据进行比对,并计算得到织物表面羊绒含量,其中,专家识别系统的内部流程图如图 2 所示,其具体实现步骤为:

[0034] 步骤 1、依次对每个纤维区域的纤维细度、鳞片密度、鳞片平均长度、鳞片边界周长和鳞片显示面积以及纤维光泽度数字量与案例库中的预存的真实羊绒的相应数据比较,如果特征值符合案例库中的特征,则将当前纤维区域判断为羊绒区域,如若不能直接确定,则可以根据纤维细度、鳞片密度、鳞片平均长度及纤维光泽度和案例库中标本比照,寻找最高相似率按 30%、30%、20%、20% 加权 值求和,若和羊绒相似度值大于等于 80% 可确定为羊绒区域,当前纤维区域在初判后若为羊绒区域,则计算当前羊绒区域的面积,对于第  $i$  个羊绒区域  $[a_i, b_i]$ ,其面积  $B_i = \int_{a_i}^{b_i} f(x_i) dx_i$ ,  $f(x_i)$  为第  $i$  个羊绒区域的投影曲线,若特征值不符合,则进入步骤 2;

[0035] 步骤 2、利用知识库及数据仓库(知识库中主要用来存储推理规则用来通过对获取数据的推理进行判定,数据仓库中主要存储的是历次试验确定为羊绒各个特征的实际数据)对纤维细度、鳞片密度、鳞片平均长度、鳞片边界周长和鳞片显示面积进行综合评价,确认是否为羊绒区域,若是羊绒区域,则计算当前羊绒区域的面积,如若否,则将当前纤维区域判定为非羊绒区域,计算当前非羊绒区域的面积,对于第  $j$  个非羊绒区域  $[a_j, b_j]$ ,其面积  $A_j = \int_{a_j}^{b_j} f(x_j) dx_j$ ,  $f(x_j)$  为第  $j$  个非羊绒区域的投影曲线;

[0036] 步骤 3、计算所有羊绒区域的总面积  $Sb = \sum_{i=1}^n B_i$  及所有非羊绒区域的总面

积  $Sa = \sum_{j=1}^m A_j$ , 其中,  $n$  及  $m$  分别为羊绒区域的总数及非羊绒区域的总数, 织物表

$$\text{面羊绒含量} = \frac{Sb}{Sa + Sb};$$

[0037] 第四步、在分析织物表面羊绒含量和织物含量的关系基础上, 由智能预测预报系统 3 通过灰色预测模型和人工神经网络模型分别预测预报织物羊绒含量, 两者互为验证。

[0038] 采用灰色预测模型的步骤为: 重复执行第一步至第三步  $k$  次, 得到  $k$  组织物表面羊绒含量作为灰色预测模型的输入从而得到对织物羊绒含量的预测预报, 在本实施例中灰色预测模型采用 GM(1, 1) 预测模型, 其步骤为:

[0039] 原始序列 (织物表面羊绒含量)  $X^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(k))$ ,  $x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(k)$  分别为  $k$  组织物表面羊绒含量。

[0040] 对  $X^{(0)}$  进行一次累加, 得  $X^{(1)}$ ;

[0041] 对  $X^{(0)}$  做光滑性检验, 得  $\rho(k) = \frac{x^{(0)}(k)}{x^{(0)}(k-1)}$ ;

[0042] 检验  $X^{(1)}$  是否具有准指数规律, 得  $\sigma^{(1)}(k) = \frac{x^{(1)}(k)}{x^{(1)}(k-1)} = 1 + \rho(k)$ ;

[0043] 对  $X^{(1)}$  作紧邻均值生成得  $Z^{(1)}$ ; 得  $B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ -z^{(1)}(4) & 1 \\ -z^{(1)}(5) & 1 \end{bmatrix}$ ,  $Y = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ x^{(0)}(4) \\ x^{(0)}(5) \end{bmatrix}$ ;

[0044] 对参数列  $\hat{a} = [B, Y]^T$  进行最小二乘估计, 得  $\hat{a} = (B^T B)^{-1} B^T Y$ ;

[0045] 确定模型及时间相应序列;

[0046] 可得  $X^{(1)}$  的模拟值  $\hat{x}^{(0)}(k+1) = a^{(1)} \hat{x}^{(1)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k)$ ;

[0047] 还原求出  $X^{(0)}$  的模拟值;

[0048] 检验误差, 计算残差平方和;

[0049] 预测  $\hat{x}^{(0)}(k+1)$ , 即可得出织物的羊绒含量。

[0050] 在本实施例中, 人工神经网络模型采用 BP 神经网络模型, 该模型的输入为纤维细度、鳞片密度、鳞片平均长度、鳞片边界周长和鳞片显示面积 (这里的纤维细度、鳞片密度、鳞片平均长度、鳞片边界周长和鳞片显示面积是某个纤维区域的特征值, 还是所有纤维区域的特征值), 网络模型传输过程为:

[0051] [1] 向前传输阶段:

[0052] ①从样本集中取一个样本  $P_i, Q_j$ , 将  $P_i$  输入网络, 输入  $P_i$  及输出  $Q_j$  均为训练网络用的基础数据, 是实验得出的;

[0053] ②计算出误差测度  $E_1$  和实际输出  $O_i = F_L(\dots(F_2(F_1(P_i W^{(1)} W^{(2)} \dots) W^{(L)}))$ ;

[0054] ③对权重值  $W^{(1)}, W^{(2)}, \dots, W^{(L)}$  各做一次调整, 重复这个循环, 直到  $\sum E_i < \varepsilon$ 。

[0055] [2] 向后传播阶段 - 误差传播阶段:

[0056] ①计算实际输出  $O_p$  与理想输出  $Q_i$  得差,  $O_p$  为隐藏层的输出向量,  $Q_i$  为对应层的理



想输出；

[0057] ②用输出层的误差调整输出层权矩阵；

[0058] ③ $E_i = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m (Q_{ij} - O_{ij})^2$ ， $E_i$ 为第  $i$  组样本的误差测度， $j$  为网络的第  $j$  层， $m$  为网络的

总层数， $Q_{ij}$ 与  $O_{ij}$ 又分别为实际结果和通过模型预测的结果；

[0059] ④用此误差估计输出层的直接前导层的误差，再用输出层前导层误差估计更前一层的误差。如此获得所有其他各层的误差估计；

[0060] ⑤并用这些估计实现对权矩阵的修改，形成将输出端表现出的误差沿着与输出信号相反的方向逐级向输出端传递的过程。

[0061] 网络关于整个样本集的误差测度：

[0062] 
$$E = \sum_i E_i$$
。

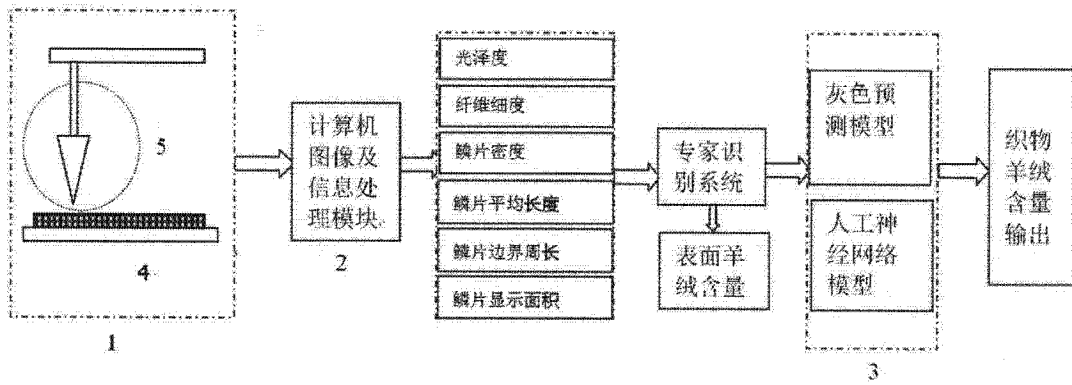


图 1

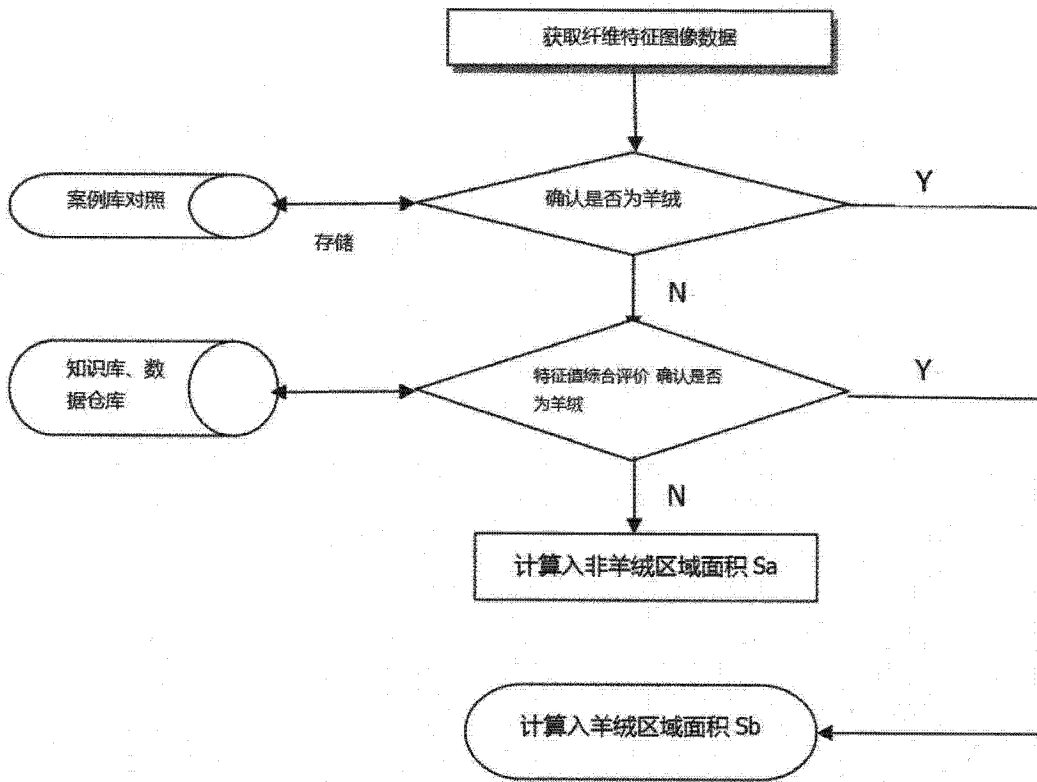


图 2