



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107657633 A

(43)申请公布日 2018.02.02

(21)申请号 201710900797.4

(22)申请日 2017.09.28

(71)申请人 哈尔滨工业大学

地址 150001 黑龙江省哈尔滨市南岗区西
大直街92号

(72)发明人 王娜 吴健宇 吴芝路

(74)专利代理机构 哈尔滨市松花江专利商标事
务所 23109

代理人 杨立超

(51) Int. Cl.

G06T 7/45(2017.01)

G06T 7/62(2017.01)

G06N 3/08(2006.01)

G01B 11/28(2006.01)

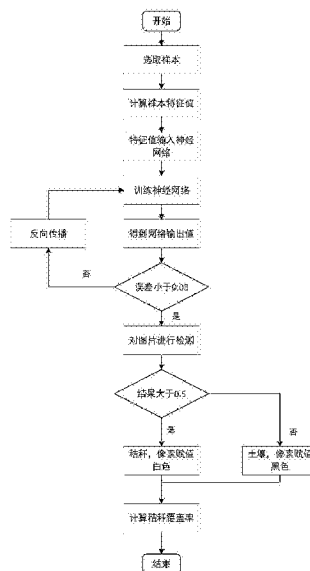
权利要求书2页 说明书5页 附图3页

(54)发明名称

一种基于BP神经网络和传感器数据采集的
土地秸秆覆盖率测算方法

(57)摘要

本发明提供了一种基于BP神经网络和传感器数据采集的土地秸秆覆盖率测算方法,本发明是为了解决由于人工拉绳法测量效率低,误差大,劳动强度大等缺点,以及在测算过程中由于人为因素带来的局限而提出的。包括:每隔固定时间采集秸秆还田作业后的图像数据;在获取的图像数据中截取预设大小的图像块作为样本;计算所述样本中的五种纹理特征值:能量、惯性矩、熵、相关性、逆差矩;构建具有输入层、隐含层以及输出层的BP神经网络;对神经网络进行训练;利用神经网络处理待测图像;并根据分类结果对图像进行二值化处理;根据根据白色像素点数量占图像总像素数量比例计算秸秆覆盖率。本发明适用于土地秸秆覆盖率测算。



1. 一种基于BP神经网络和传感器数据采集的土地秸秆覆盖率测算方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤一:每隔固定时间采集秸秆还田作业后的图像数据;

步骤二:在获取的图像数据中截取预设大小的图像块作为样本;

步骤三:计算所述样本中的五种纹理特征值:能量、惯性矩、熵、相关性、逆差矩;

步骤四:构建具有输入层、隐含层以及输出层的BP神经网络;

步骤五:对神经网络进行训练:训练时,传递函数选择s型非线性函数;神经网络的训练结果,我们设定输出层土壤值归一化为0.1,而输出层秸秆值归一化为0.9;设 O_{1k}^* , O_{2k}^* 分别为土壤与秸秆的期望输出,即 $O_{1k}^* = 0.1$, $O_{2k}^* = 0.9$; O_{1k} , O_{2k} 分别为土壤与秸秆的实际网络输出;

$$\text{对于土壤有: } E_{1k} = \frac{1}{2} (O_{1k}^* - O_{1k})^2 \leq 0.05$$

$$\text{对于秸秆有: } E_{2k} = \frac{1}{2} (O_{2k}^* - O_{2k})^2 \leq 0.05$$

$$\text{且 } E_k = \frac{1}{2} (E_{1k} + E_{2k}) \leq 0.05$$

当同时满足上述三个式子的时候,神经网络停止训练;否则,神经网络反向传递,修改权值,直到满足上式,此时训练结束;

步骤六:利用神经网络处理待测图像:对于拍摄图像中的每一个像素点,对其周围 3×3 的区域进行特征提取,利用神经网络计算输出值;如果输出值大于 $0.1 - 0.05$ 且小于 $0.1 + 0.05$ 时,将像素值置为0;如果输出值大于 $0.9 - 0.05$ 且小于 $0.9 + 0.05$ 时,将像素值置为255;

步骤七:计算秸秆覆盖率:统计处理后的图像共有m个白色像素点,根据公式 $\frac{m}{N} \times 100\%$ 计算出秸秆覆盖率;其中N为拍摄图像像素点总数量。

2. 根据权利要求1所述的基于BP神经网络和传感器数据采集的土地秸秆覆盖率测算方法,其特征在于,步骤二具体为:

在获取的图像数据中截取40个纯土壤和40个纯秸秆的样本,样本为 30×30 大小的图像块。

3. 根据权利要求2所述的基于BP神经网络和传感器数据采集的土地秸秆覆盖率测算方法,其特征在于,步骤三具体为:

对于 30×30 的图像块,该图像横、纵向分别为X、Y轴,量化级数 $L = 256$,灰度值 i, j 取值区间为 $(0, L-1)$;图像中灰度值为 i 的点 (x, y) 沿 θ 方向,离开原来位置 $\delta (D_x, D_y)$ 后,新位置点 $(x+D_x, y+D_y)$ 上灰度值为 j 的概率即为 $p_\theta(i, j)$,其表达式为:

$$p_\theta(i, j) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \begin{cases} 1 & (f(x, y) = i \text{ 且 } f(x + D_x, y + D_y) = j) \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

灰度共生矩阵与方向有关,定义 θ 的4个不同方向,即:

$0^\circ (D_x = d, D_y = 0)$, $45^\circ (D_x = d, D_y = d)$, $90^\circ (D_x = 0, D_y = d)$, $135^\circ (D_x = -d, D_y = d)$

其中步长 d 为最小像素间距;定义以下五个纹理特征值:

$$\text{能量: } A_{SM} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \{p_\theta(i, j)\}^2$$

$$\text{惯性矩: } C_{ON} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} |i-j|^{k_1} p_{\theta}^{k_2}(i,j)$$

$$\text{熵: } E_{NT} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p_{\theta}(i,j) \lg p_{\theta}(i,j)$$

$$\text{相关性: } C_{OR} = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} ij p_{\theta}(i,j) - \mu_1 \mu_2}{\sigma_1 \sigma_2}$$

$$\text{式中, } \mu_1 = \sum_{i=0}^{L-1} i \sum_{j=0}^{L-1} p_{\theta}(i,j)$$

$$\mu_2 = \sum_{j=0}^{L-1} j \sum_{i=0}^{L-1} p_{\theta}(i,j)$$

$$\sigma_1 = \sqrt{\sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu_1)^2 \sum_{j=0}^{L-1} p_{\theta}(i,j)}$$

$$\sigma_2 = \sqrt{\sum_{j=0}^{L-1} (j - \mu_2)^2 \sum_{i=0}^{L-1} p_{\theta}(i,j)}$$

$$\text{逆差矩: } M(d, \theta) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{p_{\theta}(i,j)}{1+(i-j)^2}$$

通过以上公式计算提取出40个土壤样本和40个秸秆样本的纹理特征值。

4. 根据权利要求3所述的基于BP神经网络和传感器数据采集的土地秸秆覆盖率测算方法,其特征在于,步骤四具体为:构建具有输入层、隐含层以及输出层的BP神经网络;其中,输入层共有五个神经元,用于实现一个样本的五种特征的输入;隐含层共有四个神经元;输出层共有两个神经元:分别代表土壤与秸秆。

5. 根据权利要求4所述的基于BP神经网络和传感器数据采集的土地秸秆覆盖率计算方法,其特征在于,步骤五具体为:

对神经网络进行训练:训练时,输入值: $x_{1k} = A_{SM}$, $x_{2k} = C_{ON}$, $x_{3k} = E_{NT}$, $x_{4k} = 4C_{OR}$, $x_{5k} = M(d, \theta)$, x_k 为输入层的第k个学习目标;在该神经网络中,传递函数选择s型非线性函数;设定输出层土壤值归一化为0.1,而输出层秸秆值归一化为0.9;设 O_{1k}^* , O_{2k}^* 分别为土壤与秸秆的期望输出,即 $O_{1k}^* = 0.1$, $O_{2k}^* = 0.9$;而 O_{1k} , O_{2k} 分别为土壤与秸秆的实际网络输出;

$$\text{对于土壤有: } E_{1k} = \frac{1}{2} (O_{1k}^* - O_{1k})^2 \leq 0.05$$

$$\text{对于秸秆有: } E_{2k} = \frac{1}{2} (O_{2k}^* - O_{2k})^2 \leq 0.05$$

$$\text{且 } E_k = \frac{1}{2} (E_{1k} + E_{2k}) \leq 0.05$$

当同时满足上述三个式子的时候,神经网络停止训练;否则,神经网络反向传递,修改权值,直到满足上式,此时训练结束。

6. 根据权利要求5所述的基于BP神经网络和传感器数据采集的土地秸秆覆盖率测算方法,其特征在于,步骤六具体为:

利用神经网络处理待测图像:将拍摄的 320×240 的图像用训练好的神经网络进行处理,对每一个像素点,对其周围 3×3 的区域进行特征提取,利用神经网络计算输出值;如果输出值大于 $0.1-0.05$ 且小于 $0.1+0.05$ 时,将像素值置为0;如果输出值大于 $0.9-0.05$ 且小于 $0.9+0.05$ 时,将像素值置为255。

一种基于BP神经网络和传感器数据采集的土地秸秆覆盖率测算方法

技术领域

[0001] 本发明涉及基于BP神经网络的土地秸秆覆盖率计算领域,具体涉及一种基于BP神经网络和传感器数据采集的土地秸秆覆盖率计算方法。

背景技术

[0002] 秸秆还田是把不宜直接作饲料的秸秆(麦秸,玉米秸和水稻秸秆等)直接或堆积腐熟后施入土壤中的一种方法。秸秆还田是当今世界上普遍重视的一项培肥地力的增产措施,在杜绝了秸秆焚烧所造成的大气污染的同时还有增肥增产作用,是重要的农作技术。目前土地秸秆覆盖率的主要计算方法是采用人工测量的方法,这种方法被称为“拉绳法”。由于这种方法效率低,误差大,劳动强度大,所以往往测量出的秸秆覆盖率并不准确。本发明有效利用现代信息技术中的图像处理技术,通过BP神经网络的方法将每一份图像信息都进行像素点遍历,从而区分出土壤区与秸秆区。这种计算方法效率高,误差小,是一种更好的解决方案。

发明内容

[0003] 本发明的目的在于克服由于人工拉绳法测量效率低,误差大,劳动强度大等缺点,以及在测算过程中由于人为因素带来的局限,提供了一种基于BP神经网络和传感器数据采集的秸秆覆盖率面积测算方法。

[0004] 为了解决背景技术所存在的问题,本发明采用以下解决方案:

[0005] 一种基于BP神经网络和传感器数据采集的秸秆还田覆盖率测算方法,它包括以下步骤:

[0006] 步骤一:每隔固定时间采集秸秆还田作业后的图像数据;

[0007] 步骤二:在获取的图像数据中截取预设大小的图像块作为样本;

[0008] 步骤三:计算所述样本中的五种纹理特征值:能量、惯性矩、熵、相关性、逆差矩;

[0009] 步骤四:构建具有输入层、隐含层以及输出层的BP神经网络;

[0010] 步骤五:对神经网络进行训练:训练时,传递函数选择s型非线性函数;神经网络的训练结果,我们设定输出层土壤值归一化为0.1,而输出层秸秆值归一化为0.9;设 O_{1k}^* , O_{2k}^* 分别为土壤与秸秆的期望输出,即 $O_{1k}^* = 0.1$, $O_{2k}^* = 0.9$; O_{1k} , O_{2k} 分别为土壤与秸秆的实际网络输出;

[0011] 对于土壤有: $E_{1k} = \frac{1}{2}(O_{1k}^* - O_{1k})^2 \leq 0.05$

[0012] 对于秸秆有: $E_{2k} = \frac{1}{2}(O_{2k}^* - O_{2k})^2 \leq 0.05$

[0013] 且 $E_k = \frac{1}{2}(E_{1k} + E_{2k}) \leq 0.05$

[0014] 当同时满足上述三个式子的时候,神经网络停止训练;否则,神经网络反向传递,

修改权值,直到满足上式,此时训练结束;

[0015] 步骤六:利用神经网络处理待测图像:对于拍摄图像中的每一个像素点,对其周围 3×3 的区域进行特征提取,利用神经网络计算输出值;如果输出值大于 $0.1-0.05$ 且小于 $0.1+0.05$ 时,将像素值置为 0;如果输出值大于 $0.9-0.05$ 且小于 $0.9+0.05$ 时,将像素值置为 255;

[0016] 步骤七:计算秸秆覆盖率:统计处理后的图像共有 m 个白色像素点,根据公式 $\frac{m}{N} \times 100\%$ 计算出秸秆覆盖率;其中 N 为拍摄图像像素点总数量。

[0017] 优选地,步骤二具体为:在获取的图像数据中截取 40 个纯土壤和 40 个纯秸秆的样本,样本为 30×30 大小的图像块。

[0018] 优选地,步骤三具体为:对于 30×30 的图像块,该图像横、纵向分别为 X 、 Y 轴,量化级数 $L=256$,灰度值 i, j 取值区间为 $(0, L-1)$;图像中灰度值为 i 的点 (x, y) 沿 θ 方向,离开原来位置 $\delta (D_x, D_y)$ 后,新位置点 $(x+D_x, y+D_y)$ 上灰度值为 j 的概率即为 $p_\theta(i, j)$,其表达式为:

$$[0019] \quad p_\theta(i, j) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \begin{cases} 1 & (f(x, y) = i \text{ 且 } f(x + D_x, y + D_y) = j) \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

[0020] 灰度共生矩阵与方向有关,定义 θ 的 4 个不同方向,即:

[0021] $0^\circ (D_x=d, D_y=0)$, $45^\circ (D_x=d, D_y=d)$, $90^\circ (D_x=0, D_y=d)$, $135^\circ (D_x=-d, D_y=d)$

[0022] 其中步长 d 为最小像素间距;定义以下五个纹理特征值:

$$[0023] \quad \text{能量: } A_{SM} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \{p_\theta(i, j)\}^2$$

$$[0024] \quad \text{惯性矩: } C_{ON} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} |i - j|^{k1} p_\theta^{k2}(i, j)$$

$$[0025] \quad \text{熵: } E_{NT} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p_\theta(i, j) \lg p_\theta(i, j)$$

$$[0026] \quad \text{相关性: } C_{OR} = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} ij p_\theta(i, j) - \mu_1 \mu_2}{\sigma_1 \sigma_2}$$

$$[0027] \quad \text{式中, } \mu_1 = \sum_{i=0}^{L-1} i \sum_{j=0}^{L-1} p_\theta(i, j)$$

$$[0028] \quad \mu_2 = \sum_{j=0}^{L-1} j \sum_{i=0}^{L-1} p_\theta(i, j)$$

$$[0029] \quad \sigma_1 = \sqrt{\sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu_1)^2 \sum_{j=0}^{L-1} p_\theta(i, j)}$$

$$[0030] \quad \sigma_2 = \sqrt{\sum_{j=0}^{L-1} (j - \mu_2)^2 \sum_{i=0}^{L-1} p_\theta(i, j)}$$

$$[0031] \quad \text{逆差矩: } M(d, \theta) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{p_\theta(i, j)}{1 + (i-j)^2}$$

[0032] 通过以上公式计算提取出 40 个土壤样本和 40 个秸秆样本的纹理特征值。

[0033] 优选地,步骤四具体为:构建具有输入层、隐含层以及输出层的 BP 神经网络;其中,输入层共有五个神经元,用于实现一个样本的五种特征的输入;隐含层共有四个神经元;输出层共有两个神经元:分别代表土壤与秸秆。

[0034] 优选地,步骤五具体为:

[0035] 对神经网络进行训练:训练时,输入值: $x_{1k} = A_{SM}$, $x_{2k} = C_{ON}$, $x_{3k} = E_{NT}$, $x_{4k} = 4C_{OR}$, $x_{5k} = M(d, \theta)$, x_k 为输入层的第 k 个学习目标;在该神经网络中,传递函数选择 S 型非线性函数;

设定输出层土壤值归一化为0.1,而输出层秸秆值归一化为0.9;设 O_{1k}^* , O_{2k}^* 分别为土壤与秸秆的期望输出,即 $O_{1k}^* = 0.1$, $O_{2k}^* = 0.9$;而 O_{1k} , O_{2k} 分别为土壤与秸秆的实际网络输出;

$$[0036] \quad \text{对于土壤有: } E_{1k} = \frac{1}{2}(O_{1k}^* - O_{1k})^2 \leq 0.05$$

$$[0037] \quad \text{对于秸秆有: } E_{2k} = \frac{1}{2}(O_{2k}^* - O_{2k})^2 \leq 0.05$$

$$[0038] \quad \text{且 } E_k = \frac{1}{2}(E_{1k} + E_{2k}) \leq 0.05$$

[0039] 当同时满足上述三个式子的时候,神经网络停止训练;否则,神经网络反向传递,修改权值,直到满足上式,此时训练结束。

[0040] 优选地,步骤六具体为:

[0041] 利用神经网络处理待测图像:将拍摄的 320×240 的图像用训练好的神经网络进行处理,对每一个像素点,对其周围 3×3 的区域进行特征提取,利用神经网络计算输出值;如果输出值大于 $0.1-0.05$ 且小于 $0.1+0.05$ 时,将像素值置为0;如果输出值大于 $0.9-0.05$ 且小于 $0.9+0.05$ 时,将像素值置为255。

[0042] 本发明的有益效果是:1、本发明不需要人工测量,效率更高,误差更小,劳动强度更小;2、本发明通过图像处理进行自动检测,排除了人为因素带来的局限性;3、本发明提高了秸秆覆盖率计算值的准确度。

附图说明

[0043] 下面结合附图和实例对本发明进一步说明。

[0044] 图1是本发明的基于BP神经网络和传感器数据采集的秸秆还田覆盖率测算方法流程图。

[0045] 图2是样本采集示意图。

[0046] 图3是单个神经元结构图。

[0047] 图4是神经网络结构图。

具体实施方式

[0048] 下面结合附图和具体实施方式对本发明作进一步描述:

[0049] 图1是本发明的基于BP神经网络和传感器数据采集的秸秆还田覆盖率测算方法流程图。它包括以下步骤:

[0050] 步骤一:数据采集:通过安装在农机设备上的摄像头等传感器每隔固定时间采集秸秆还田作业后的图像数据。

[0051] 步骤二:样本选取:在获取的图像中截取40个纯土壤和40个纯秸秆的样本,要求样本为大小是 30×30 的图像块

[0052] 步骤三:样本特征提取:对于 30×30 的样本图像,该图像横,纵向分别为X,Y轴,量化级数 $L=256$,灰度值 i, j 取值区间为 $(0, L-1)$;图像中灰度值为 i 的点 (x, y) 沿 θ 方向,离开原来位置 $\delta (D_x, D_y)$ 后,新位置点 $(x+D_x, y+D_y)$ 上灰度值为 j 的概率即为 $p_\theta(i, j)$,其表达式为:

$$[0053] \quad p_\theta(i, j) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \begin{cases} 1 & (f(x, y) = i \text{ 且 } f(x + D_x, y + D_y) = j) \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

[0054] 灰度共生矩阵与方向有关,研究中定义了 θ 的4个不同方向,即: 0° ($D_x=d, D_y=0$), 45° ($D_x=d, D_y=d$), 90° ($D_x=0, D_y=d$), 135° ($D_x=-d, D_y=d$)

[0055] 通过这4个方向来全面反映整张图片的信息。试验中定义步长 d 取最小像素间距,其值为1,这样可保证更全面地读取图片信息。而纹理的特征量是在灰度共生矩阵基础上提出的,能够直观反映图片信息的二次统计量,也是BP神经网络输入层的选择量,本发明选择了以下五个纹理特征值:

$$[0056] \quad \text{能量(角二阶矩): } A_{SM} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \{p_{\theta}(i,j)\}^2$$

$$[0057] \quad \text{惯性矩: } C_{ON} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} |i-j|^{k1} p_{\theta}^{k2}(i,j)$$

$$[0058] \quad \text{熵: } E_{NT} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p_{\theta}(i,j) \lg p_{\theta}(i,j)$$

$$[0059] \quad \text{相关性: } C_{OR} = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} ij p_{\theta}(i,j) - \mu_1 \mu_2}{\sigma_1 \sigma_2}$$

$$[0060] \quad \text{式中, } \mu_1 = \sum_{i=0}^{L-1} i \sum_{j=0}^{L-1} p_{\theta}(i,j)$$

$$[0061] \quad \mu_2 = \sum_{j=0}^{L-1} j \sum_{i=0}^{L-1} p_{\theta}(i,j)$$

$$[0062] \quad \sigma_1 = \sqrt{\sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu_1)^2 \sum_{j=0}^{L-1} p_{\theta}(i,j)}$$

$$[0063] \quad \sigma_2 = \sqrt{\sum_{j=0}^{L-1} (j - \mu_2)^2 \sum_{i=0}^{L-1} p_{\theta}(i,j)}$$

$$[0064] \quad \text{逆差矩: } M(d, \theta) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{p_{\theta}(i,j)}{1+(i-j)^2}$$

[0065] 通过以上公式计算提取出40个土壤样本和40个秸秆样本的纹理特征值。

[0066] 步骤四:神经网络的构建:本发明构建的BP神经网络共分为三大层:输入层,隐含层以及输出层。其中,输入层共有五个神经元,实现一个样本的五种特征的输入;隐含层在这次设计中有四个神经元;输出层共有两个神经元:分别代表土壤与秸秆。

[0067] 步骤五:神经网络的训练:训练时,输入值: $x_{1k}=A_{SM}, x_{2k}=C_{ON}, x_{3k}=E_{NT}, x_{4k}=4C_{OR}, x_{5k}=M(d, \theta)$, x_k 为输入层的第 k 个学习目标;在该神经网络中,传递函数我们选择s型非线性函数;神经网络的训练结果,我们设定输出层土壤值归一化为0.1,而输出层秸秆值归一化为0.9;设 O_{1k}^* , O_{2k}^* 分别为土壤与秸秆的期望输出,即 $O_{1k}^*=0.1$, $O_{2k}^*=0.9$;而 O_{1k}, O_{2k} 分别为土壤与秸秆的实际网络输出;

$$[0068] \quad \text{对于土壤有: } E_{1k} = \frac{1}{2} (O_{1k}^* - O_{1k})^2 \leq 0.05$$

$$[0069] \quad \text{对于秸秆有: } E_{2k} = \frac{1}{2} (O_{2k}^* - O_{2k})^2 \leq 0.05$$

$$[0070] \quad \text{并且有: } E_k = \frac{1}{2} (E_{1k} + E_{2k}) \leq 0.05$$

[0071] 当同时满足上述三个式子的时候,神经网络停止训练;否则,神经网络反向传递,修改权值,直到满足上式,此时训练结束。

[0072] 步骤六:利用神经网络处理待测图像:将拍摄的 320×240 的图像用训练好的神经网络进行处理,对每一个像素点,对其周围 3×3 的区域进行特征提取,利用神经网络计算输出值。如果输出值符合土壤特征,当其小于0.5时,赋值为黑色,像素值为0;如果输出值符合

秸秆特性,当其大于0.5时,赋值为白色,像素值为255;这样就实现了图像二值化。

[0073] 步骤七:计算秸秆覆盖率:统计处理后的图像共有m个白色像素点,根据公式 $\frac{m}{320 \times 240} \times 100\%$ 计算出秸秆覆盖率。

[0074] 如图2,是样本采集示意图。图中分为秸秆区与土壤区(仅为示意图,实际图像中土壤与秸秆无法轻易区分),在秸秆区与土壤区都可以多次采样,需要保证采集的样本不重复,大小为 30×30 ,采集到40个土壤样本和40个秸秆样本即可。

[0075] 如图3,是单个神经元结构图,输入为n个特征值,对n个输入加权求和,再通过传递函数,即可得到单个神经元的输出值。在本发明中,传递函数选择了s型非线性函数,

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-\alpha x}}$$

[0076] 如图4,是神经网络结构图。本发明构建的BP神经网络共分为三大层:输入层,隐含层以及输出层。其中,输入层共有五个神经元,实现一个样本的五种特征的输入,即 $x_{1k} = A_{SM}, x_{2k} = C_{ON}, x_{3k} = E_{NT}, x_{4k} = 4C_{OR}, x_{5k} = M(d, \theta)$, x_k 为输入层的第k个学习目标;隐含层在这次设计中有四个神经元;输出层共有两个神经元:分别代表土壤与秸秆。

[0077] 本发明对比现有技术,有如下有益效果:传统的土地秸秆覆盖率计算方法由于人工因素,采样点分布不均匀,导致覆盖率计算精度较低。针对人工劳动强度大,计算不准确等缺点,本发明利用图像处理和BP神经网络思想对上传的图像信息进行处理,这样可以大大减少了不必要的人力劳动,保证了秸秆覆盖率计算值的准确度。

[0078] 以上所述仅为本发明的较佳实施例而已,并不用以限制本发明,凡在本发明的精神和原则之内所作的任何修改、等同替换和改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

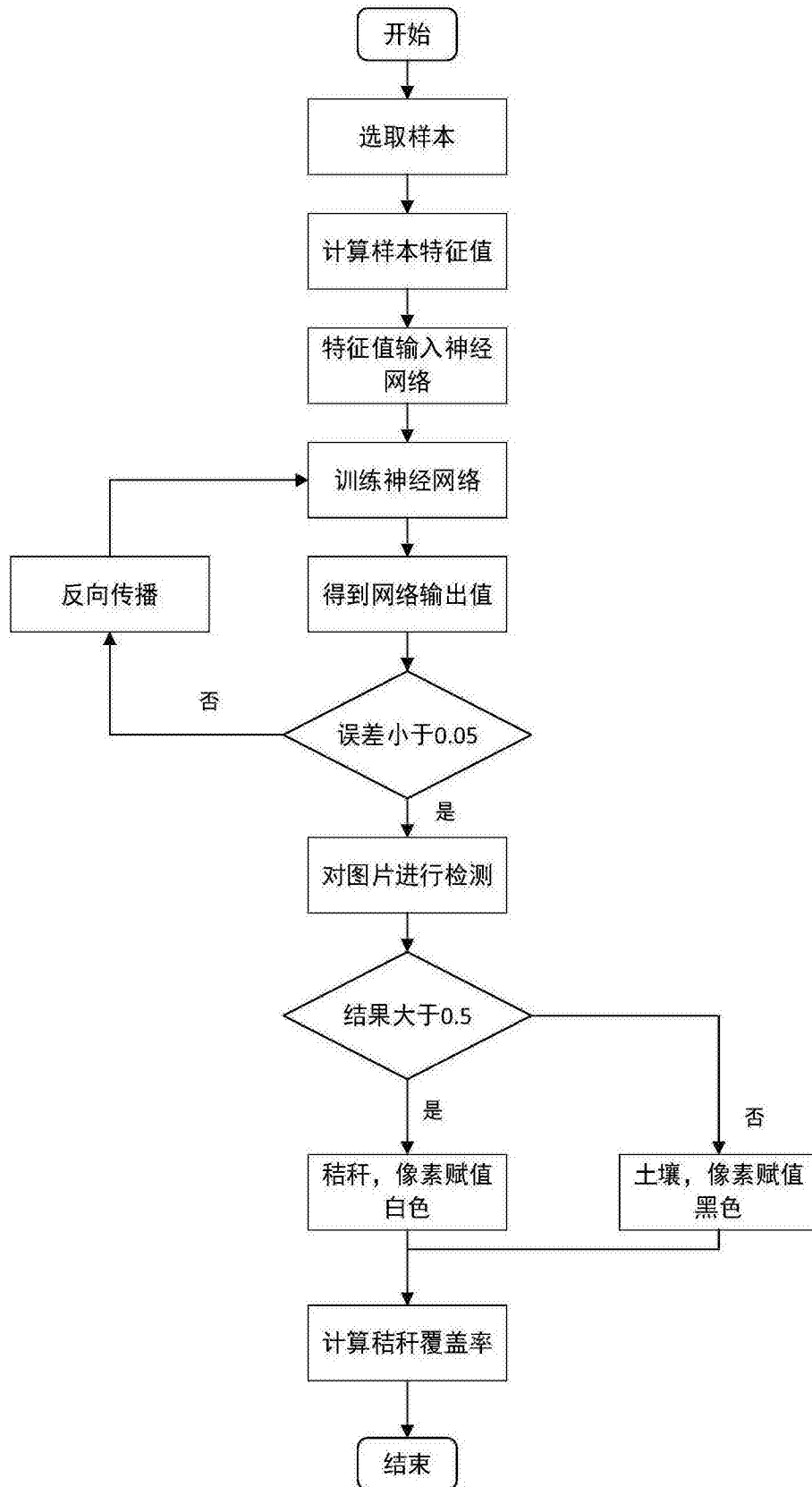


图1

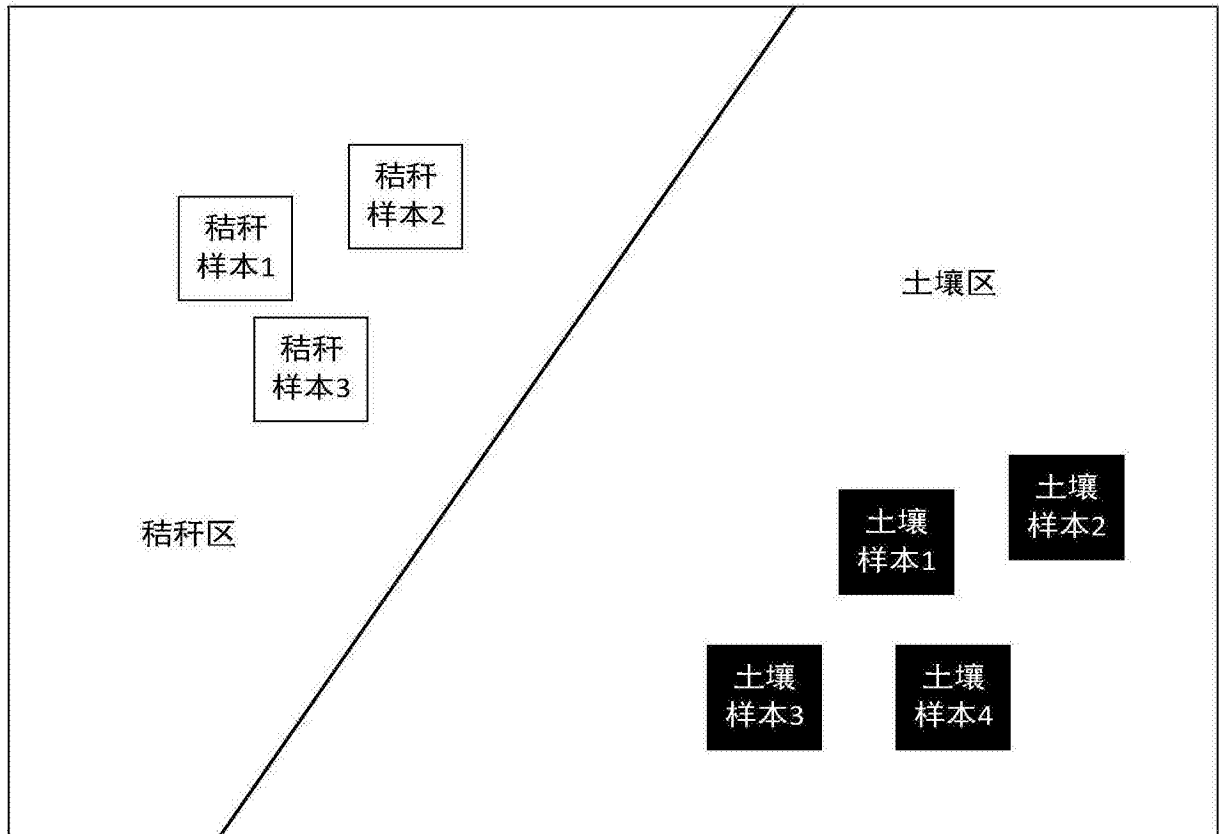


图2

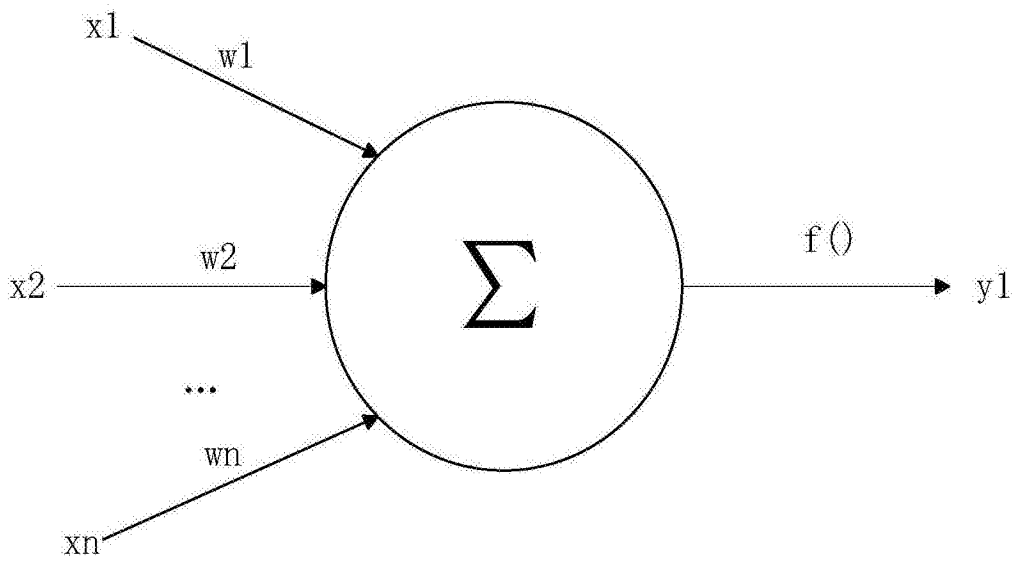


图3

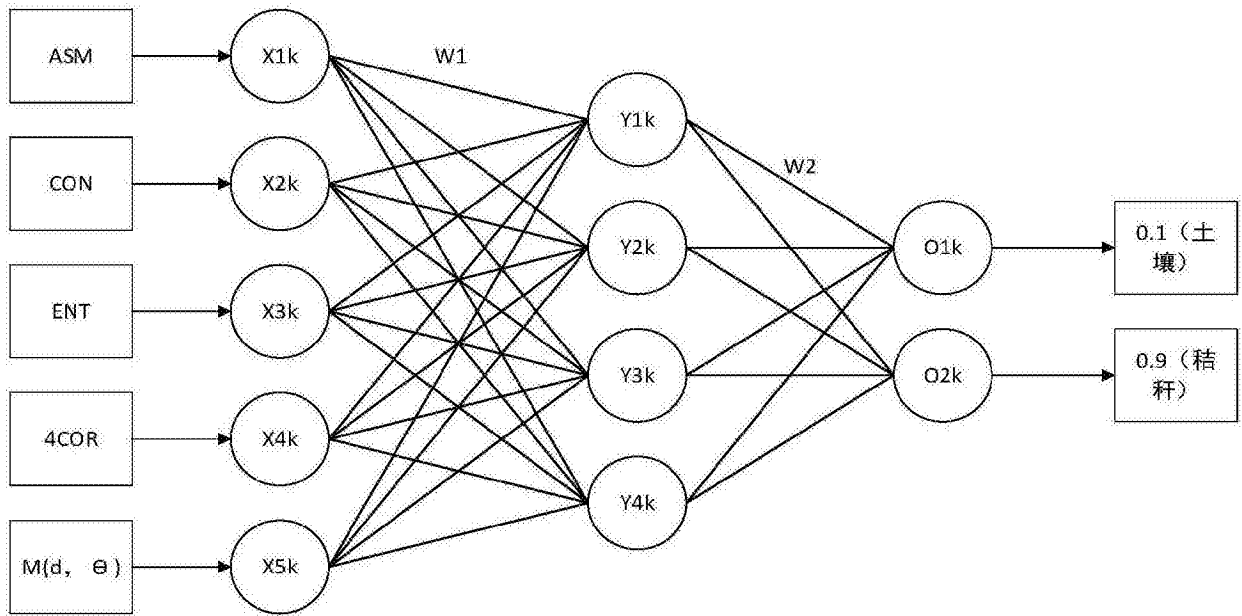


图4