



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108986076 A

(43)申请公布日 2018. 12. 11

(21)申请号 201810623297.5

(22)申请日 2018.06.15

(71)申请人 重庆大学

地址 400044 重庆市沙坪坝区沙正街174号

(72)发明人 毛明轩 奚鑫泽 万怡浩 郭珂

周林 刘强 周思宇 张前进

解宝 郝高峰 李海啸 吴昊

(51) Int. Cl.

G06T 7/00(2017.01)

G06T 7/11(2017.01)

G06T 7/90(2017.01)

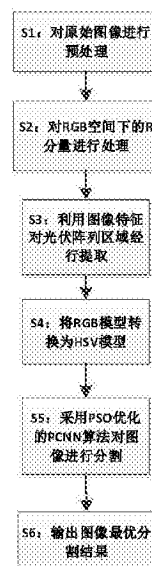
权利要求书3页 说明书6页 附图2页

(54)发明名称

一种基于PSO优化PCNN的光伏阵列热斑检测方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于PSO优化PCNN的光伏阵列热斑检测方法,属于光伏发电领域。首先使用RGB颜色空间下的R分量进行处理,并利用形状特性识别提取光伏阵列区域,然后进行RGB到HSV颜色空间的转换,使用PCNN算法对HSV空间的S分量图像进行热斑区域分割。对于PCNN算法,本文采用最大熵准则确定迭代次数,以及利用粒子群算法(PSO)优化其参数,简化了操作过程,并提高分割的效果。



1. 一种基于PSO优化PCNN的光伏阵列热斑检测方法,其特征在于:包括以下步骤:

S1:对原始图像进行预处理(去噪、增强等);

S2:对RGB空间下的R分量进行处理;

S3:利用图像特征对光伏阵列区域进行提取;

S4:将RGB模型转换为HSV模型;

S5:采用PSO优化的PCNN算法对图像进行分割;

S6:输出图像最优分割结果;。

2. 根据权利要求1所述的一种基于PSO优化PCNN的光伏阵列热斑检测方法,其特征在于:所述步骤S1中的图像预处理采用二维高斯函数:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

其中, σ 表示高斯函数滤波器的宽度,其主要和平滑程度有关系, σ 值越大平滑程度越好,图像也变得相对模糊。

3. 根据权利要求1所述的一种基于PSO优化PCNN的光伏阵列热斑检测方法,其特征在于:所述步骤S2中的RGB模型由R (Red) 分量、G (Green) 分量与B (Blue) 分量构成;

低温区域的颜色分布在B分量较多而分布在R分量较小,高温区域的颜色分布在R分量较大而B分量较小。

4. 根据权利要求3所述的一种基于PSO优化PCNN的光伏阵列热斑检测方法,其特征在于:所述RGB空间下R分量处理为:

$$r = \frac{R}{B-R}。$$

5. 根据权利要求1所述的一种基于PSO优化PCNN的光伏阵列热斑检测方法,其特征在于:所述步骤S3中的光伏阵列区域识别判断依据为:

$$\begin{cases} R \leq T_{\min} \\ R \geq T_{\max} \\ A \leq T_{Area} \end{cases} \quad (1)$$

其中, T_{\min} 和 T_{\max} 分别表示长宽比的上下限, T_{Area} 为特征区域的最小面积阈值,R为所选连通区域的最小外接矩形的长与宽的比值,A连通区域的面积。

6. 根据权利要求1所述的一种基于PSO优化PCNN的光伏阵列热斑检测方法,其特征在于:所述步骤S4中模型转换为RGB转换为HSV模型,提取S层分量公式为:

$$S = 1 - \frac{3 \cdot \min(R, G, B)}{R + G + B} \quad (2)。$$

7. 根据权利要求1所述的一种基于PSO优化PCNN的光伏阵列热斑检测方法,其特征在于:所述步骤S5中PCNN热斑分割算法包括以下具体步骤:

S51:初始化粒子群。本专利中每个粒子为三维,分别表示简化PCNN模型的三个参数。

S52:依据每个粒子值设置简化PCNN的参数,采用最大熵准则确定迭代次数,并计算分割后图像的熵值作为该粒子的适应度值;

简化的PCNN模型主要由接受域、调制部分和脉冲生成器三大部分组成;

将PCNN算法用于图像处理时,每个神经元即为一个像素,F通道的输入 F_j 同样也是图像的像素值 I_j ,L通道的输入 L_j 为相邻神经元的输出。即

$$F_j(n) = I_j \quad (3)$$

而L通道的输出可通过判断领域内是否存在点火对 L_j 进行幅值,当领域内存在神经元点火,则 L_j 赋值为1,反之则为0,即

$$L_j(n) = \begin{cases} 1, & \sum Y_j(n-1) > 0 \\ 0, & \sum Y_j(n-1) \leq 0 \end{cases} \quad (4)$$

而在调制部分中,内部活动项 U_j 由 L_j 值加上偏移量再与输入 F_j 相乘得到,即

$$U_j(n) = F_j(n) [1 + \beta L_j(n)] \quad (5)$$

其中, β 为联接强度;

为了满足视觉响应的要求,动态门限 θ_j 按照指数规律衰减:

$$\theta_j(n) = \exp(-\alpha) \theta_j(n-1) + V \sum Y_j(n-1) \quad (6)$$

其中, α 为时间常数, V 为幅度系数;

此时,脉冲生成器将 U_j 与先前得到的阈值 θ_j 进行比较。当 U_j 超过阈值 θ_j 时,神经元点火形成脉冲,并输出为1,否则不点火,即

$$Y_j(n) = \begin{cases} 1, & U_j(n) > \theta_j(n) \\ 0, & U_j(n) \leq \theta_j(n) \end{cases} \quad (7)$$

当神经元点火之后,其阈值因常数 V 会瞬间增加,并在衰减因子 α 的影响下阈值呈指数衰减,直到该神经元再次点火。在上述参数确定的情况下,PCNN神经元自发地发生周期性点火,因模型具有同步脉冲发放现象,即一个神经元点火,会捕获其周围与之相似的神经元同步点火,这使得在迭代次数 n 确定的情况下,神经元的输出 Y 即为所得的分割效果;

通过适应度值对粒子进行评价,采用最大熵准则确定PCNN算法的迭代次数,将分割后的图像熵值作为粒子的适应度值,按照以下公式确定熵值

$$H = -P_0 \log_2 P_0 - P_1 \log_2 P_1 \quad (8)$$

其中, P_1 、 P_0 为PCNN分割图像中输出值为1和0的概率。当PSO搜索完毕,其中全局熵值最大对应最优粒子值即对应的简化PCNN的最佳参数;

S53:更新粒子群的个体最优和全局最优值,并进行粒子位置和速度的更新;

标准的PSO算法公式中,具有对上次个体极值点和全局极值点记忆的粒子定义为给定D维的适应度函数空间的一个可能解。在迭代过程中,每个粒子均会调整其在每一维空间的速度,计算出其新的位置。因为每个粒子更新是相对独立的,且维数只与适应度函数的解空间有关,所以,可以用下面的公式表示每个粒子其一维空间的运动情况:

$$V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - X_{id}^k) \quad (9)$$

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (10)$$

其中, $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}]^T$ 表示第 i ($i=1, 2, \dots, S$)个粒子的位置,其对应的速度为 V_i , p_i 表示粒子在迭代过程中的个体极值, p_g 表示种群在迭代过程中的全局极值, ω 为惯性权重, $d=1, 2, \dots, D$, k 为当前迭代次数, c_1 和 c_2 是加速度因子,一般设定为非负的常数, r_1 和 r_2 为分布于 $[0, 1]$ 之间的随机数,用于保持粒子丰富性,以提高粒子的搜索能力。同时,为防止

粒子的盲目搜索,需要对粒子位置和速度限制在一定的区间 $[X_{\min}, X_{\max}]$ 、 $[V_{\min}, V_{\max}]$ 中;

S54:重复步骤S52和S53,直到满足PSO终止准则为止;

S55:选取全局最优粒子作为简化PCNN模型参数,输出图像最优分割结果。

一种基于PSO优化PCNN的光伏阵列热斑检测方法

技术领域

[0001] 本发明涉及光伏发电系统故障检测领域,尤其是一种基于PSO优化PCNN的光伏阵列热斑检测方法。

背景技术

[0002] 近年来,由于能源与环境问题的凸显,全球新能源产业发展迅速。大力发展可再生能源已成为我国的重要能源战略。然而,光伏发电系统在运行过程中,组件的局部遮阴会影响光伏发电系统的输出,并产生“热斑效应”,严重情况甚至会造成光伏电池的损坏。因此对光伏发电系统进行热斑故障检测是十分必要的。

[0003] 热斑效应是光伏电池板的运行过程中极易发生的一种主要故障现象。具体地讲,在光照不均匀、光伏电池板被遮蔽、光伏电池板本身质量不合格或者电池板安装使用不当等情况下,光伏电池会出现热斑效应,即不再作为电源向外输出功率,而是成为负载消耗其他未被遮蔽的光伏电池产生的功率,此时系统的发电效率会急剧下降,严重时被遮蔽的光伏电池会由于过热而烧毁,从而使系统可靠性降低。热斑效应严重影响了光伏电池板的使用安全和寿命,热斑测试也由此成为认证测试过程中的一项重要试验,并且通过率非常低。

[0004] 在实际光伏发电系统中,由于光伏电池组件较多,直接采用对支路测量信号的方式会增加系统的复杂度和运营成本,而红外成像技术能利用物体辐射的红外测量物体表面的温度分布,为光伏发电系统的温度异常点检测提供方便快捷的检测方法。目前基于红外图像的故障检测方法主要是依据图像中故障区域与正常区域之间的亮度差异,来提取故障区与并进行识别。但由于很多故障区域会呈现与正常工作状态不同的温度特性,尤其在光伏发电系统中,热斑区域会呈现高温特性。热红外图像中不同的颜色即代表不同的温度,通过观察热红外图像便可知道被测对象表现的温度分布情况。近年来随着神经网络地发展,基于动物大脑视觉皮层模型地脉冲耦合神经网络(PCNN)成为了图像处理中地研究热点。虽然该方法相对于传统分割方法有更好的分割效果,且能较好的保留图像的原始区域信息。然而此种方法存在一些缺陷:a.在实际应用中,该方法的参数设定复杂,难以调试;b.无法确定迭代次数,即无法针对光伏热斑的故障程度进行合适的迭代等等。

发明内容

[0005] 本发明的目的是提供一种基于PSO优化PCNN的光伏阵列热斑检测方法,进一步提高对光伏阵列中热斑区域的检测效果。

[0006] 本发明提供一种基于PSO优化PCNN的光伏阵列热斑检测方法,包括以下步骤:

[0007] S1:对原始图像进行预处理(去噪、增强等);

[0008] S2:对RGB空间下的R分量进行处理;

[0009] S3:利用图像特征对光伏阵列区域进行提取;

[0010] S4:将RGB模型转换为欸HSV模型;

[0011] S5:采用PSO优化的PCNN算法对图像进行分割;

[0012] S6:输出图像最优分割结果;

[0013] 进一步,所述步骤S1中的图像预处理采用二维高斯函数:

$$[0014] \quad G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

[0015] 其中, σ 表示高斯函数滤波器的宽度,其主要和平滑程度有关系, σ 值越大平滑程度越好,图像也变得相对模糊。

[0016] 进一步,所述步骤S2中的RGB模型由R(Red)分量、G(Green)分量与B(Blue)分量构成。

[0017] 低温区域的颜色分布在B分量较多而分布在R分量较小,高温区域的颜色分布在R分量较大而B分量较小。

[0018] 所述RGB空间下R分量处理为:

$$[0019] \quad r = \frac{R}{B-R}$$

[0020] 进一步,所述步骤S3中的光伏阵列区域识别判断依据为:

$$[0021] \quad \begin{cases} R \leq T_{\min} \\ R \geq T_{\max} \\ A \leq T_{Area} \end{cases} \quad (1)$$

[0022] 其中, T_{\min} 和 T_{\max} 分别表示长宽比的上下限, T_{Area} 为特征区域的最小面积阈值,R为所选连通区域的最小外接矩形的长与宽的比值,A连通区域的面积。

[0023] 进一步,所述步骤S4中模型转换为RGB转换为HSV模型,提取S层分量公式为:

$$[0024] \quad S = 1 - \frac{3 \cdot \min(R, G, B)}{R + G + B} \quad (2)$$

[0025] 进一步,所述步骤S5中PCNN热斑分割算法包括以下具体步骤:

[0026] S51:初始化粒子群。本专利中每个粒子为三维,分别表示简化PCNN模型的三个参数。

[0027] S52:依据每个粒子值设置简化PCNN的参数,采用最大熵准则确定迭代次数,并计算分割后图像的熵值作为该粒子的适应度值;

[0028] 简化的PCNN模型主要由接受域、调制部分和脉冲生成器三大部分组成。

[0029] 将PCNN算法用于图像处理时,每个神经元即为一个像素,F通道的输入 F_j 同样也是图像的像素值 I_j ,L通道的输入 L_j 为相邻神经元的输出。即

$$[0030] \quad F_j(n) = I_j \quad (3)$$

[0031] 而L通道的输出可通过判断领域内是否存在点火对 L_j 进行幅值,当领域内存在神经元点火,则 L_j 赋值为1,反之则为0,即

$$[0032] \quad L_j(n) = \begin{cases} 1, & \sum Y_j(n-1) > 0 \\ 0, & \sum Y_j(n-1) \leq 0 \end{cases} \quad (4)$$

[0033] 而在调制部分中,内部活动项 U_j 由 L_j 值加上偏移量再与输入 F_j 相乘得到,即

$$[0034] \quad U_j(n) = F_j(n) [1 + \beta L_j(n)] \quad (5)$$

[0035] 其中, β 为联接强度。

[0036] 为了满足视觉响应的要求,动态门限 θ_j 按照指数规律衰减:

$$[0037] \quad \theta_j(n) = \exp(-\alpha) \theta_j(n-1) + V \sum Y_j(n-1) \quad (6)$$

[0038] 其中, α 为时间常数, V 为幅度系数。

[0039] 此时,脉冲生成器将 U_j 与先前得到的阈值 θ_j 进行比较。当 U_j 超过阈值 θ_j 时,神经元点火形成脉冲,并输出为1,否则不点火,即

$$[0040] \quad Y_j(n) = \begin{cases} 1, & U_j(n) > \theta_j(n) \\ 0, & U_j(n) \leq \theta_j(n) \end{cases} \quad (7)$$

[0041] 当神经元点火之后,其阈值因常数 V 会瞬间增加,并在衰减因子 α 的影响下阈值呈指数衰减,直到该神经元再次点火。在上述参数确定的情况下,PCNN神经元自发地发生周期性点火,因模型具有同步脉冲发放现象,即一个神经元点火,会捕获其周围与之相似的神经元同步点火,这使得在迭代次数 n 确定的情况下,神经元的输出 Y 即为所得的分割效果。

[0042] 通过适应度值对粒子进行评价,采用最大熵准则确定PCNN算法的迭代次数,将分割后的图像熵值作为粒子的适应度值,按照以下公式确定熵值

$$[0043] \quad H = -P_0 \log_2 P_0 - P_1 \log_2 P_1 \quad (8)$$

[0044] 其中, P_1 、 P_0 为PCNN分割图像中输出值为1和0的概率。当PSO搜索完毕,其中全局熵值最大对应最优粒子值即对应的简化PCNN的最佳参数。

[0045] S53:更新粒子群的个体最优和全局最优值,并进行粒子位置和速度的更新;

[0046] 标准的PSO算法公式中,具有对上次个体极值点和全局极值点记忆的粒子定义为给定D维的适应度函数空间的一个可能解。在迭代过程中,每个粒子均会调整其在每一维空间的速度,计算出其新的位置。因为每个粒子更新是相对独立的,且维数只与适应度函数的解空间有关,所以,可以用下面的公式表示每个粒子其一维空间的运动情况:

$$[0047] \quad V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - X_{id}^k) \quad (9)$$

$$[0048] \quad X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (10)$$

[0049] 其中, $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}]^T$ 表示第 i ($i=1, 2, \dots, S$)个粒子的位置,其对应的速度为 V_i , p_i 表示粒子在迭代过程中的个体极值, p_g 表示种群在迭代过程中的全局极值, ω 为惯性权重, $d=1, 2, \dots, D$, k 为当前迭代次数, c_1 和 c_2 是加速度因子,一般设定为非负的常数, r_1 和 r_2 为分布于 $[0, 1]$ 之间的随机数,用于保持粒子丰富性,以提高粒子的搜索能力。同时,为防止粒子的盲目搜索,需要对粒子位置和速度限制在一定的区间 $[X_{min}, X_{max}]$ 、 $[V_{min}, V_{max}]$ 中。

[0050] S54:重复步骤S52和S53,直到满足PSO终止准则为止;

[0051] S55:选取全局最优粒子作为简化PCNN模型参数,输出图像最优分割结果;

[0052] 本发明的优点在于:其一,提出了一种基于简化脉冲耦合神经网络(PCNN)的热斑区域检测方法;其二,利用PSO优化简化PCNN的方法对光伏阵列局部图像进行热斑区域分割,不需要人工设定参数,采用最大熵准则确定PCNN的最佳迭代次数,相比其他方法有更好的分割效果。

附图说明

[0053] 为了使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚,下面将结合附图对本发明作进一步的详细描述,其中:

- [0054] 图1为一种基于PSO优化PCNN的光伏阵列热斑检测方法流程图；
 [0055] 图2为对原始RGB图像的R分量处理前后的图像；
 [0056] 图3为基于PSO优化的PCNN热斑分割算法流程图；
 [0057] 图4为光伏电池板热斑效应分割后的红外热像图。

具体实施方式

[0058] 以下将结合附图,对本发明的优选实施例进行详细的描述;应当理解,优选实施例仅为了说明本发明,而不是为了限制本发明的保护范围。

[0059] 图1为一种基于PSO优化PCNN的光伏阵列热斑检测方法流程图,图2为对原始RGB图像的R分量与B分量的对比,以及对于R分量图像处理之后的图像,图3为基于PSO优化的PCNN热斑分割算法流程图,图4为光伏电池板热斑效应分割后的红外热像图,如图所示:本发明提供一种基于PSO优化PCNN的光伏阵列热斑检测方法,包括以下步骤:

- [0060] S1:对原始图像进行预处理(去噪、增强等);
 [0061] S2:对RGB空间下的R分量进行处理;
 [0062] S3:利用图像特征对光伏阵列区域进行提取;
 [0063] S4:将RGB模型转换为欸HSV模型;
 [0064] S5:采用PSO优化的PCNN算法对图像进行分割;
 [0065] S6:输出图像最优分割结果;
 [0066] 所述步骤S1中的图像预处理采用二维高斯函数:

$$[0067] \quad G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

[0068] 其中, σ 表示高斯函数滤波器的宽度,其主要和平滑程度有关系, σ 值越大平滑程度越好,图像也变得相对模糊。

[0069] 所述步骤S2中的RGB模型由R(Red)分量、G(Green)分量与B(Blue)分量构成。

[0070] 低温区域的颜色分布在B分量较多而分布在R分量较小,高温区域的颜色分布在R分量较大而B分量较小。

[0071] 所述RGB空间下R分量处理为:

$$[0072] \quad r = \frac{R}{B-R}$$

[0073] 所述步骤S3中的光伏阵列区域识别判断依据为:

$$[0074] \quad \begin{cases} R \leq T_{\min} \\ R \geq T_{\max} \\ A \leq T_{Area} \end{cases} \quad (11)$$

[0075] 其中, T_{\min} 和 T_{\max} 分别表示长宽比的上下限, T_{Area} 为特征区域的最小面积阈值,R为所选连通区域的最小外接矩形的长与宽的比值,A连通区域的面积。

[0076] 所述步骤S4中模型转换为RGB转换为HSV模型,提取S层分量公式为:

$$[0077] \quad S = 1 - \frac{3 \cdot \min(R, G, B)}{R + G + B} \quad (12)$$

[0078] 所述步骤S5中PCNN热斑分割算法包括以下具体步骤:

[0079] S51:初始化粒子群。本专利中每个粒子为三维,分别表示简化PCNN模型的三个参数。

[0080] S52:依据每个粒子值设置简化PCNN的参数,采用最大熵准则确定迭代次数,并计算分割后图像的熵值作为该粒子的适应度值;

[0081] 简化的PCNN模型主要由接受域、调制部分和脉冲生成器三大部分组成。

[0082] 将PCNN算法用于图像处理时,每个神经元即为一个像素,F通道的输入 F_j 同样也是图像的像素值 I_j ,L通道的输入 L_j 为相邻神经元的输出。即

$$[0083] \quad F_j(n) = I_j \quad (13)$$

[0084] 而L通道的输出可通过判断领域内是否存在点火对 L_j 进行幅值,当领域内存在神经元点火,则 L_j 赋值为1,反之则为0,即

$$[0085] \quad L_j(n) = \begin{cases} 1, & \sum Y_j(n-1) > 0 \\ 0, & \sum Y_j(n-1) \leq 0 \end{cases} \quad (14)$$

[0086] 而在调制部分中,内部活动项 U_j 由 L_j 值加上偏移量再与输入 F_j 相乘得到,即

$$[0087] \quad U_j(n) = F_j(n) [1 + \beta L_j(n)] \quad (15)$$

[0088] 其中, β 为联接强度。

[0089] 为了满足视觉响应的要求,动态门限 θ_j 按照指数规律衰减:

$$[0090] \quad \theta_j(n) = \exp(-\alpha) \theta_j(n-1) + V \sum Y_j(n-1) \quad (16)$$

[0091] 其中, α 为时间常数, V 为幅度系数。

[0092] 此时,脉冲生成器将 U_j 与先前得到的阈值 θ_j 进行比较。当 U_j 超过阈值 θ_j 时,神经元点火形成脉冲,并输出为1,否则不点火,即

$$[0093] \quad Y_j(n) = \begin{cases} 1, & U_j(n) > \theta_j(n) \\ 0, & U_j(n) \leq \theta_j(n) \end{cases} \quad (17)$$

[0094] 当神经元点火之后,其阈值因常数 V 会瞬间增加,并在衰减因子 α 的影响下阈值呈指数衰减,直到该神经元再次点火。在上述参数确定的情况下,PCNN神经元自发地发生周期性点火,因模型具有同步脉冲发放现象,即一个神经元点火,会捕获其周围与之相似的神经元同步点火,这使得在迭代次数 n 确定的情况下,神经元的输出 Y 即为所得的分割效果。

[0095] 通过适应度值对粒子进行评价,采用最大熵准则确定PCNN算法的迭代次数,将分割后的图像熵值作为粒子的适应度值,按照以下公式确定熵值

$$[0096] \quad H = -P_0 \log_2 P_0 - P_1 \log_2 P_1 \quad (18)$$

[0097] 其中, P_1 、 P_0 为PCNN分割图像中输出值为1和0的概率。当PSO搜索完毕,其中全局熵值最大对应最优粒子值即对应的简化PCNN的最佳参数。

[0098] S53:更新粒子群的个体最优和全局最优值,并进行粒子位置和速度的更新;

[0099] 标准的PSO算法公式中,具有对上次个体极值点和全局极值点记忆的粒子定义为给定D维的适应度函数空间的一个可能解。在迭代过程中,每个粒子均会调整其在每一维空间的速度,计算出其新的位置。因为每个粒子更新是相对独立的,且维数只与适应度函数的解空间有关,所以,可以用下面的公式表示每个粒子其一维空间的运动情况:

$$[0100] \quad V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - X_{id}^k) \quad (19)$$

$$[0101] \quad X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (20)$$

[0102] 其中, $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}]^T$ 表示第 i ($i = 1, 2, \dots, S$) 个粒子的位置, 其对应的速度为 V_i , p_i 表示粒子在迭代过程中的个体极值, p_g 表示种群在迭代过程中的全局极值, ω 为惯性权重, $d = 1, 2, \dots, D$, k 为当前迭代次数, c_1 和 c_2 是加速度因子, 一般设定为非负的常数, r_1 和 r_2 为分布于 $[0, 1]$ 之间的随机数, 用于保持粒子丰富性, 以提高粒子的搜索能力。同时, 为防止粒子的盲目搜索, 需要对粒子位置和速度限制在一定的区间 $[X_{\min}, X_{\max}]$ 、 $[V_{\min}, V_{\max}]$ 中。

[0103] S54: 重复步骤S52和S53, 直到满足PSO终止准则为止;

[0104] S55: 选取全局最优粒子作为简化PCNN模型参数, 输出图像最优分割结果;

[0105] 本方法利用图像特征实现光伏阵列区域的提取, 并采用基于PSO优化PCNN的图像分割方法, 其中以最大熵准则确定PCNN的最佳分割迭代次数, 同时以割后图像的熵值作为PSO算法粒子的适应度值, 以获取最优PCNN参数, 实现光伏热斑的最佳的分割效果。

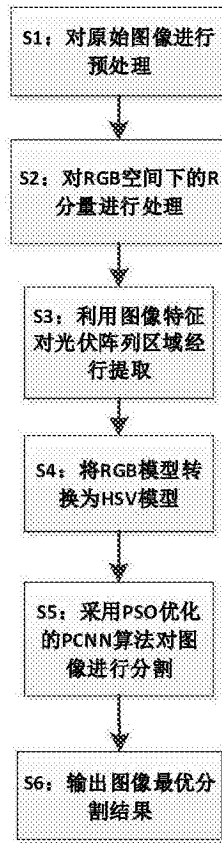


图1

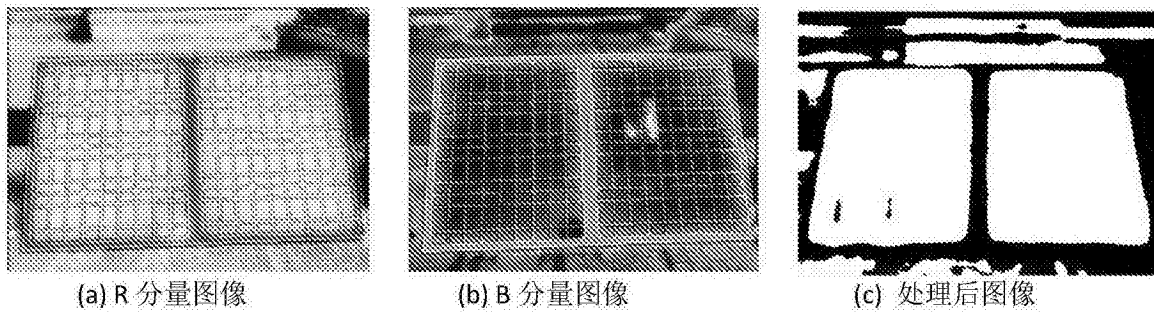


图2

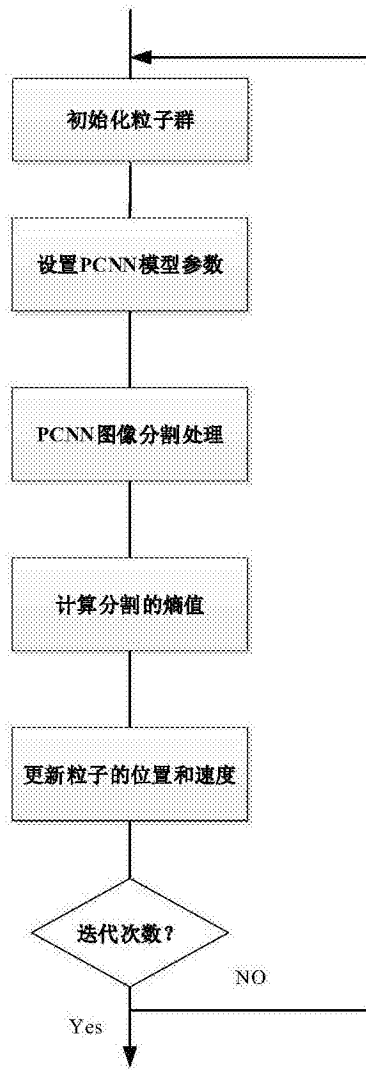


图3

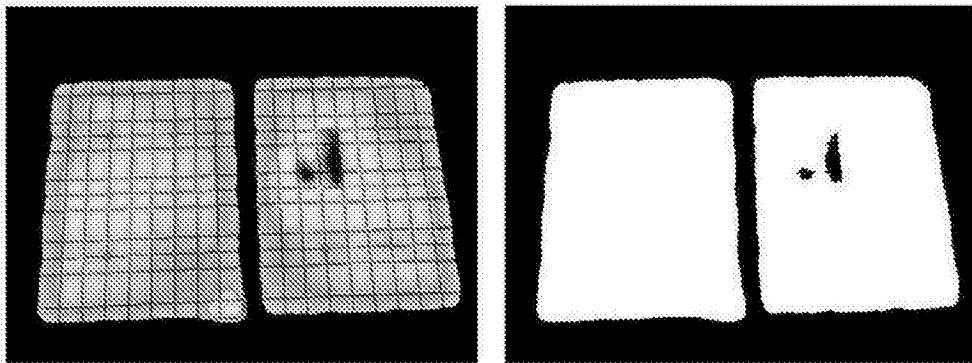


图4