



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 111540312 B

(45) 授权公告日 2020.10.02

(21) 申请号 202010645191.2

H01L 51/56 (2006.01)

(22) 申请日 2020.07.07

审查员 张辉

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 111540312 A

(43) 申请公布日 2020.08.14

(73) 专利权人 武汉精立电子技术有限公司
地址 430205 湖北省武汉市东湖新技术开发区流芳园南路22号
专利权人 武汉精测电子集团股份有限公司

(72) 发明人 熊道 徐鹏 陈洁 陶浩

(74) 专利代理机构 武汉东喻专利代理事务所
(普通合伙) 42224
代理人 张英

(51) Int. Cl.

G09G 3/3208 (2016.01)

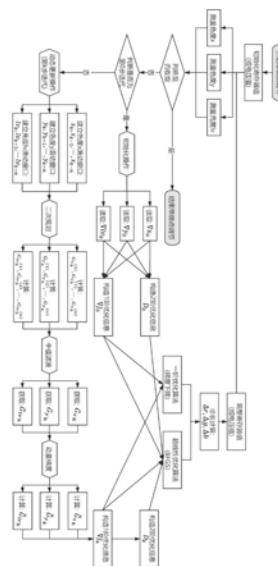
权利要求书2页 说明书6页 附图1页

(54) 发明名称

一种Gamma调制方法

(57) 摘要

本发明公开了一种Gamma调制方法,该方法利用待调制面板的Gamma调制量和Gamma调制量的目标值构造关于Gamma调制量的无约束最优化问题,确定整体优化目标;通过差分关系,获取遵循保守变化的Gamma调制量一阶梯度保守最优解;根据预定算法对该保守最优解进行修正,获取整体优化目标的一阶梯度及二阶Hessian近似值,利用此近似值计算下一次迭代调制步长,达到提速Gamma调制的目的。



1. 一种Gamma调制方法,其特征在于,该方法包括:

利用调制步长更新待调制面板的寄存器值,重复上述步骤直至待调制面板的Gamma调制量满足预设的Gamma调节条件,当前的调制步长为当前寄存器值与上一次寄存器值之间的差值;

其中,调制步长的获取过程为:

构建关于Gamma调制量的无约束最优化函数,所述无约束最优化函数为极小化所述Gamma调制量与Gamma调制量目标值之间的相对误差的平方或绝对值;

获取遵循保守变化的Gamma调制量关于寄存器值的一阶梯度的保守最优解,所述遵循保守变化为极小化所述Gamma调制量的一阶梯度与指定某次迭代Gamma调制量一阶梯度差值的L2范数;利用所述保守最优解获取下一次的调制步长。

2. 根据权利要求1所述的一种Gamma调制方法,其中,所述保守最优解还满足预设差分关系,所述预设差分关系为:

利用所述一阶梯度与指定某次迭代一阶梯度、调制差值、调制步长构建的梯形差分格式或欧拉向后差分格式。

3. 根据权利要求1所述的一种Gamma调制方法,其中,利用所述保守最优解获取下一次的调制步长包括:对所述保守最优解按预定算法进行修正,结合所述无约束最优化函数得到Gamma调制步长,

其中,所述预定算法包括:预设大小为n的滑动窗口,内部存储所述保守最优解,每一保守最优解均是当前迭代数据与最近n次中某一次迭代数据的保守最优解,对滑动窗口内的保守最优解进行向量中值滤波,得到Gamma调制量1次修正一阶梯度。

4. 根据权利要求3所述的一种Gamma调制方法,其中,所述预定算法还包括:

将所述Gamma调制量1次修正一阶梯度与上一次迭代Gamma调制量一阶梯度按照预设的权重凸组合,得到Gamma调制量2次修正一阶梯度。

5. 根据权利要求1所述的一种Gamma调制方法,其中,Gamma调制量一阶梯度初始值通过随机给定或通过采集数据拟合得到或通过预调节得到,所述寄存器值的初始值通过随机给定,或通过采集数据拟合得到。

6. 根据权利要求1-5中任一项所述的一种Gamma调制方法,其中,所述Gamma调制量的个数为多个时,设置与多个Gamma调制量一一对应的权重参数,将极小化所述Gamma调制量与Gamma调制量目标值相对误差的平方或绝对值的加权和作为所述无约束最优化函数。

7. 根据权利要求6所述的一种Gamma调制方法,其中,利用所述保守最优解获取下一次的调制步长包括:

利用所述Gamma调制量一阶梯度得到最优化问题目标函数关于寄存器值的一阶梯度近似值,利用梯度下降算法的步长表达式获取下一次的调制步长。

8. 根据权利要求7所述的一种Gamma调制方法,其中,利用所述最优化问题目标函数一阶梯度近似值通过BFGS拟牛顿法迭代格式得到最优化问题目标函数的二阶Hessian近似值,利用所述最优化问题目标函数一阶梯度近似值及二阶Hessian近似值根据BFGS拟牛顿法或梯度下降算法步长公式获取下一次的调制步长;

每次迭代时,Gamma调制量未收敛且所述无约束最优化函数下降值小于预设阈值时,采用梯度下降算法的步长表达式获取下一次的调制步长,否则采用BFGS拟牛顿法的步长表达

式获取下一次的调制步长。

9. 根据权利要求8所述的一种Gamma调制方法,其中,初始化待调制面板的寄存器值、Gamma调制量一阶梯度及二阶Hessian矩阵以获取调制步长的初始值,所述一阶梯度初始值通过随机给定或通过采集数据拟合或通过预调节得到,所述二阶Hessian矩阵初始值通过Hessian表达式中Gamma调制量线性部分近似计算得到。

10. 一种计算机可读介质,其特征在于,其存储有可由终端设备执行的计算机程序,当所述程序在终端设备上运行时,使得所述终端设备执行权利要求1~9任一权利要求所述方法的步骤。

一种Gamma调制方法

技术领域

[0001] 本发明属于显示面板Gamma调制领域,具体涉及一种Gamma调制方法。

背景技术

[0002] 在OLED产线上,Gamma调制是一种通过改变模组寄存器值(或电压值)使面板色度、亮度趋近目标值的迭代优化技术。其目的是使模组真实的线性响应与人眼感知下的非线性响应相协调,达到自然过渡、层次分明的发光效果。在Gamma调制过程中,对于客户指定的所有绑点,都必须满足显示要求。为此,必须得到各个绑点色度、亮度xyLv收敛时对应的RGB寄存器值。在各绑点Gamma调制过程中,给定RGB寄存器初值后,使用色度计测得面板的一组xyLv数据。若此时xyLv精度达到显示要求,则该绑点收敛,调节完成。否则,根据优化算法计算迭代步长,调整RGB寄存器值,并重复上述测量及收敛判定过程。

[0003] 然而Gamma调制方法的收敛速度,一方面依赖于优化算法自身的收敛阶,另一方面也与面板的响应特性相关。收敛阶越高的优化算法,往往需要刻画更精细的高阶优化信息。由于优化信息的计算依赖于面板的实际响应,在Gamma调节过程中面板色度、亮度响应的不稳定性及探头自身的测量误差都使得获取准确的优化信息困难重重,从而制约了Gamma调制方法的具体表现。

发明内容

[0004] 针对现有技术的以上缺陷或改进需求,本发明提供了一种Gamma调制方法,旨在解决由于迭代过程中数据误差所导致的迭代的不稳定性的技术问题,达到提高Gamma调制精度的目的。

[0005] 为实现上述目的,按照本发明的一个方面,提供了一种Gamma调制方法,该方法包括:

[0006] 利用调制步长更新待调制面板的寄存器值,重复上述步骤直至待调制面板的Gamma调制量满足预设的Gamma调节条件,其中,当前的调制步长为当前寄存器值与上一次寄存器值之间的差值;

[0007] 其中,调制步长的获取过程为:

[0008] 构建关于Gamma调制量的无约束最优化函数,无约束最优化函数为极小化Gamma调制量与Gamma调制量目标值之间的相对误差的平方或绝对值;

[0009] 获取遵循保守变化的Gamma调制量关于寄存器值的一阶梯度的保守最优解,遵循保守变化为极小化一阶梯度与指定某次迭代Gamma调制量一阶梯度差值的L2范数;

[0010] 利用保守最优解获取下一次的调制步长。

[0011] 作为本发明的进一步改进,Gamma调制量的个数为多个时,设置与多个Gamma调制量一一对应的权重参数,将极小化Gamma调制量与Gamma调制量目标值相对误差的平方或绝对值的加权和作为无约束最优化函数。

[0012] 作为本发明的进一步改进,Gamma调制量一阶梯度初始值通过随机给定或通过采

集数据拟合得到或通过预调节得到,寄存器值的初始值通过随机给定,或通过采集数据拟合得到。

[0013] 作为本发明的进一步改进,保守最优解还满足预设差分关系,预设差分关系为:

[0014] 利用一阶梯度与指定某次迭代一阶梯度、调制差值、调制步长构建的梯形差分格式或欧拉向后差分格式。

[0015] 作为本发明的进一步改进,利用保守最优解获取下一次的调制步长具体为:对保守最优解按预定算法进行修正,结合无约束最优化函数得到Gamma调制步长,

[0016] 其中,预定算法包括:预设大小为n的滑动窗口,内部存储保守最优解,每一保守最优解均是当前迭代数据与最近n次中某一次迭代数据的保守最优解,对滑动窗口内的保守最优解进行向量中值滤波,得到Gamma调制量1次修正一阶梯度。

[0017] 作为本发明的进一步改进,预定算法还包括:

[0018] 将Gamma调制量1次修正一阶梯度与上一次迭代Gamma调制量一阶梯度按照预设的权重凸组合,得到Gamma调制量2次修正一阶梯度。

[0019] 作为本发明的进一步改进,利用保守最优解获取下一次的调制步长包括:

[0020] 利用Gamma调制量一阶梯度得到最优化问题目标函数一阶梯度近似值,利用梯度下降算法的步长表达式获取下一次的调制步长。

[0021] 作为本发明的进一步改进,利用最优化问题目标函数一阶梯度近似值通过BFGS拟牛顿法迭代格式得到最优化问题目标函数的二阶Hessian近似值,利用最优化问题目标函数一阶梯度近似值及二阶Hessian近似值根据BFGS拟牛顿法或梯度下降算法步长公式获取下一次的调制步长。

[0022] 作为本发明的进一步改进,每次迭代时,Gamma调制量未收敛且无约束最优化函数下降值小于预设阈值时,采用梯度下降算法的步长表达式获取下一次的调制步长,否则采用BFGS拟牛顿法的步长表达式获取下一次的调制步长;

[0023] 其中,初始化待调制面板的寄存器值、Gamma调制量一阶梯度及二阶Hessian矩阵以获取调制步长的初始值,一阶梯度初始值通过随机给定或通过采集数据拟合或通过预调节得到,二阶Hessian矩阵初始值通过Hessian表达式中Gamma调制量线性部分近似计算得到。

[0024] 为实现上述目的,按照本发明的一个方面,提供了一种计算机可读介质,其存储有由终端设备执行的计算机程序,当所述程序在终端设备上运行时,使得所述终端设备执行上述方法的步骤。

[0025] 总体而言,通过本发明所构思的以上技术方案与现有技术相比,具有以下有益效果:

[0026] 本发明的一种Gamma调制方法,通过构建Gamma调制量的最优化函数,进一步构造约束条件以获取当前Gamma调制量的一阶梯度的最优解,进而获取最优化函数的一阶梯度并获得下一次的调制步长,通过建立合适的数学模型并进行相应的迭代优化,克服Gamma调节过程中面板亮度、色度响应的不稳定性及探头自身的测量误差使得获取准确的优化信息,从而达到提高Gamma调制精度的目的。

[0027] 本发明的一种Gamma调制方法,通过设置与多个Gamma调制量一一对应的权重参数,将各个Gamma调制量对应的最优化函数乘以相应的权重参数后的总和作为总的最优化

函数,从而获取更加准确的优化信息,进一步提高Gamma调制的精度。

[0028] 本发明的一种Gamma调制方法,其通过利用梯度下降算法和拟牛顿算法的步长表达式交替获取下一次的调制步长的,通过在多目标中切换优化目标,使得搜索不受非优化目标的误差干扰,在很大程度上克服了误差带来的影响,从而避免常规使用的简化牛顿法对优化信息的准确性要求较高,一旦亮度、色度的相对误差超过一定阈值,简化牛顿法对算法的收敛性产生严重不良影响的影响。

[0029] 本发明的一种Gamma调制方法,通过采用二次规划、中值滤波、动量梯度等手段,克服了Gamma调制过程中来源复杂的噪声影响,得到了相对可靠的高阶优化信息,提升了Gamma调制方法的收敛速度,通过动态更新,使Gamma调制量一阶梯度逐渐调整至合理值附近,用该合理值初始化下一块面板的Gamma调制量一阶梯度,那么在算法初期收敛速度将得到很大程度上的提升,并最终趋于稳定,达到自适应的效果。

附图说明

[0030] 图1为本发明实施例的一种Gamma调制方法的示意图。

具体实施方式

[0031] 为了使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白,以下结合附图及实施例,对本发明进行进一步详细说明。应当理解,此处所描述的具体实施例仅仅用以解释本发明,并不用于限定本发明。

[0032] 此外,下面所描述的本发明各个实施方式中所涉及到的技术特征只要彼此之间未构成冲突就可以相互组合。下面结合具体实施方式对本发明进一步详细说明。

[0033] 一种Gamma调制方法,该方法利用调制步长更新待调制面板的寄存器值,重复上述步骤直至待调制面板的Gamma调制量满足预设的Gamma调节条件,当前的调制步长为当前寄存器值与上一次寄存器值之间的差值,该方法通过构造关于Gamma调制量的无约束最优化问题,确定整体优化目标,通过差分关系,获取遵循保守变化的Gamma调制量一阶梯度保守最优解,结合最优化问题计算Gamma调制步长。本领域的技术人员可知,利用当前Gamma调制量的一阶偏导值获取下一次的调制步长可利用依据需求选择相应的优化算法来实现,如使用线性收敛算法(如梯度下降算法)、超线性收敛算法(如拟牛顿算法)和最小二乘法等,当然,也可依据需求选择其他优化算法,在此不一一例举。

[0034] 其中,无约束最优化问题为:极小化Gamma调制量与Gamma调制量目标值相对误差的平方或绝对值,遵循保守变化为极小化一阶梯度与指定某次迭代Gamma调制量一阶梯度差值的L2范数。

[0035] 可选的,根据预设的差分关系,极小化所述Gamma调制量一阶梯度与指定某次迭代Gamma调制量一阶梯度差值的L2范数,获取Gamma调制量一阶梯度的保守最优解。

[0036] 可选的,Gamma调制量一阶梯度初始值通过随机给定或通过采集数据拟合得到或通过预调节得到,寄存器值的初始值通过随机给定,或通过采集数据拟合得到,通过Gamma调制量一阶梯度获取调制步长的初始值。

[0037] 可选的,保守最优解还满足预设差分关系,预设差分关系为:

[0038] 利用一阶梯度与指定某次迭代一阶梯度、调制差值、调制步长构建的梯形差分格

式或欧拉向后差分格式。

[0039] 可选的,为使得保守最优解进一步准确,可以对Gamma调制量一阶梯度保守最优解首次修正后得到Gamma调制量1次修正一阶梯度;具体地,在上述的对Gamma调制量一阶梯度保守最优解首次修正的步骤中,预设大小为 n 的滑动窗口,内部存储Gamma调制量一阶梯度保守最优解,每一保守最优解均是当前迭代数据与最近 n 次中某一次迭代数据的保守最优解,对滑动窗口内的保守最优解进行向量中值滤波,得到Gamma调制量1次修正一阶梯度。作为一个示例,对于大小为 n 的滑动窗口,内部向量集合为 Ω , $\Omega = \{G_k^{(1)}, G_k^{(2)}, \dots, G_k^{(n)}\}$,其中, $G_k^{(1)}, G_k^{(2)}, \dots, G_k^{(n)}$ 分别为最优解序列上第 k 次最优解、 $k-1$ 次最优解与第 $k-n$ 次最优解。由于面板响应的不稳定性及测量设备的固有误差,导致最优解的获取并不完全可靠,尤其在低亮处,相对误差的增大可以对近似梯度的计算造成严重影响,为较好地抑制噪声影响,此处建立滑动窗口,并采用传统向量中值滤波方法对最优解进行相应的滤波以取得更可靠的一阶梯度。

[0040] 进一步,还可以对Gamma调制量1次修正一阶梯度再次修正后得到Gamma调制量2次修正一阶梯度的,具体地,在上述的对Gamma调制量1次修正一阶梯度再次修正的步骤中,将Gamma调制量1次修正一阶梯度与上一次迭代Gamma调制量一阶梯度按照预设的权重凸组合,得到Gamma调制量2次修正一阶梯度。由于中值滤波很大程度上克服了滑动窗口内第 $k-1$ 步至第 $k-n$ 步迭代的响应误差,但仍然无法处理第 k 步迭代自身的响应误差,如果此响应误差过大,同样将对经过中值滤波后近似梯度的可靠性造成严重影响,此时,考虑引入指数加权,即在当前近似梯度中掺杂历史成分,以消除第 k 步迭代自身的响应误差。

[0041] 可选的,当Gamma调制量的个数为多个时,可以通过设置与多个Gamma调制量一一对应的权重参数,将极小化Gamma调制量与Gamma调制量目标值相对误差的平方或绝对值的加权和作为无约束最优化函数。

[0042] 进而可以利用Gamma调制量一阶梯度得到最优化问题目标函数一阶梯度近似值,这里的Gamma调制量一阶梯度可以为其保守最优解,或者Gamma调制量1次修正一阶梯度,或者Gamma调制量2次修正一阶梯度,从而可以通过利用梯度下降算法的步长表达式获取下一一次的调制步长。

[0043] 利用所述最优化问题目标函数一阶梯度近似值通过BFGS拟牛顿法迭代格式得到最优化问题目标函数的二阶Hessian近似值,利用所述最优化问题目标函数一阶梯度近似值及二阶Hessian近似值根据BFGS拟牛顿法或梯度下降算法步长公式获取下一一次的调制步长。作为一个示例,由于梯度下降算法调制步长相对于拟牛顿算法的调制步长更加灵活,但在收敛速度上也会慢于拟牛顿算法,两种调制方法的调制效果各有优势,因此可依据需求仅采用拟牛顿算法或梯度下降算法,也可以采用拟牛顿算法和梯度下降算法相互交替的方式实现,例如设定迭代次数的限制,在某一个的迭代次数范围内使用拟牛顿算法,在另一个的迭代次数范围内切换为梯度下降算法,如此交替使用,直至调制结束。

[0044] 优选地,每次迭代时,Gamma调制量未收敛且无约束最优化函数下降值小于预设阈值时,采用梯度下降算法的步长表达式获取下一一次的调制步长,否则采用BFGS拟牛顿法的步长表达式获取下一一次的调制步长;

[0045] 其中,初始化待调制面板的寄存器值、Gamma调制量一阶梯度及二阶Hessian矩阵

以获取调制步长的初始值,一阶梯度初始值通过随机给定或通过采集数据拟合或通过预调节得到,二阶Hessian矩阵初始值通过Hessian表达式中Gamma调制量线性部分近似计算得到。

[0046] 本发明中,调制差值为当前迭代与指定某次迭代Gamma调制量之间的差值,调制步长为当前迭代与指定某次迭代寄存器值之间的差值。首次迭代时调制步长采用拟牛顿算法的步长表达式,拟牛顿算法的二阶优化参数初始值通过二阶Hessian矩阵获取。

[0047] 本发明中,首次迭代时,需要给定初始的寄存器值及Gamma调制量一阶梯度,不失一般性可随机给定。

[0048] 本发明中,首次迭代时,最优化问题目标函数一阶梯度近似值由初始化后的Gamma调制量一阶梯度计算所得,最优化问题目标函数二阶Hessian近似值由初始化后的Gamma调制量一阶梯度作为线性部分计算所得。此时,为达到提速的目的,可通过数据采集并拟合或通过预调节获取Gamma调制量一阶梯度,并借此计算二阶Hessian初始值,结合拟牛顿法在算法初期即可达到超线性收敛的目的,作为一个示例,随机初始化Gamma调制值后,开始第一块模组的Gamma调节。通过上述动态更新策略,算法内部逐渐将一阶及二阶优化信息调整至合理值附近,在调节第二块模组时,使用该合理值重新初始化Gamma调制量一阶梯度,那么算法初期的收敛速度将得到很大程度的提升。在随后的模组调节中,继续采用上一块面板的动态更新值初始化Gamma调制量一阶梯度,算法的收敛速度仍将继续提升并最终趋于稳定,由于算法最终的表现行为并不依赖于初始化操作,因此该算法可以达到自适应的效果。

[0049] 一种计算机可读介质,其存储有可由终端设备执行的计算机程序,当程序在终端设备上运行时,使得终端设备执行上述方法的步骤。

[0050] 一种终端设备,包括至少一个处理单元、以及至少一个存储单元,其中,存储单元存储有计算机程序,当程序被处理单元执行时,使得处理单元执行上述方法的步骤。

[0051] 图1为本发明实施例的一种具体实施方式的示意图。如图1所示,该方法包括如下执行步骤:

[0052] 步骤1:初始化待调制面板的寄存器值。

[0053] 步骤2:测量待调制面板的Gamma调制量。

[0054] 步骤3:判断Gamma调制量是否收敛。是,结束单绑点调节;否,进入迭代流程,转入步骤4。

[0055] 步骤4:判断当前迭代是否为第0次迭代,即首次迭代。是,进入初始化操作流程,转入步骤5;否,进入动态更新流程,转入步骤8。

[0056] 步骤5:初始化Gamma调制量一阶梯度,并利用此一阶梯度直接构造最优化问题目标函数一阶梯度近似值及二阶Hessian近似值。

[0057] 步骤6:利用最优化问题目标函数一阶梯度近似值及二阶Hessian近似值根据BFGS拟牛顿法或梯度下降算法步长公式计算调制步长。

[0058] 步骤7:根据调制步长调整寄存器值,转入步骤2。

[0059] 步骤8:建立容量为 $n+1$ 的滑动窗口,存储当前迭代数据与最近 n 次迭代数据。

[0060] 步骤9:建立容量为 n 的滑动窗口,存储Gamma调制量一阶梯度保守最优解。每一保守最优解均是当前迭代数据与最近 n 次中某一次迭代数据的保守最优解。

[0061] 步骤10:对滑动窗口内的保守最优解进行向量中值滤波,得到Gamma调制量1次修正一阶梯度。

[0062] 步骤11:对Gamma调制量1次修正一阶梯度与上一次迭代Gamma调制量一阶梯度按照预设的权重凸组合,得到Gamma调制量2次修正一阶梯度。

[0063] 步骤12:将Gamma调制量2次修正一阶梯度作为动态更新过程中最终的Gamma调制量一阶梯度,构造最优化问题目标函数一阶梯度近似值。

[0064] 步骤13:利用最优化问题目标函数一阶梯度近似值通过BFGS拟牛顿法迭代格式得到最优化问题目标函数的二阶Hessian近似值。转入步骤6。

[0065] 分别选择三种不同类型的模拟响应,随机初始化Gamma调制量的一阶梯度10次(相当于算法10种不同的第一次初始化操作),每次调节完成后均采用内部动态更新值再次初始化Gamma调制量的一阶梯度,并进行下一次调节,共计调节31次(相当于对同一类型的面板连续调节31次),含再次初始化30次,每次调节初始值固定选取(200,200,50),最优解均位于(100,100,100)。通过模拟可以得到,在高噪声情况下,3种不同类型的模拟响应最终的收敛步数分别稳定在17步、21步、27步附近;在低噪声情况下,3种不同类型的模拟响应最终的收敛步数分别稳定在4步、5步、6步附近,因此上述方法的最终表现行为并不依赖于初始化操作,可以达到自适应的效果。

[0066] 表1和表2分别为高噪声和低噪声时自适应结合方法与简化牛顿法的对比示意表。其中,自适应结合方法为梯度下降算法和拟牛顿算法交替结合的方式,依据表中自适应结合方法与简化牛顿法在10000次对比测试中的统计结果,可知,在大致接近的初始化状态下,简化牛顿法仅适合处理简单响应(第一类型)的情况,在面对复杂响应及高噪声环境时,自适应结合方法较简化牛顿法在收敛性及收敛速度方面具备明显优势。

[0067] 表1高噪声时自适应结合方法与简化牛顿法的对比示意表

初始值	最优解	响应类型	通过率(简化牛顿法)	平均迭代步数(简化牛顿法)	通过率(自适应法)	平均迭代步数(自适应法)
(200,200,50)	(100,100,100)	第一类型	100%	12.3346	100%	11.5196
(200,200,50)	(100,100,100)	第二类型	7.42%	150.226	100%	20.7609
(200,200,50)	(100,100,100)	第三类型	0.38%	281.947	100%	27.2504

[0069] 表2 低噪声时自适应结合方法与简化牛顿法的对比示意表

初始值	最优解	响应类型	通过率(简化牛顿法)	平均迭代步数(简化牛顿法)	通过率(自适应法)	平均迭代步数(自适应法)
(200,200,50)	(100,100,100)	第一类型	100%	4.0056	100%	3.9983
(200,200,50)	(100,100,100)	第二类型	0%	-	100%	4.0054
(200,200,50)	(100,100,100)	第三类型	0%	-	100%	6.0053

[0071] 本领域的技术人员容易理解,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。

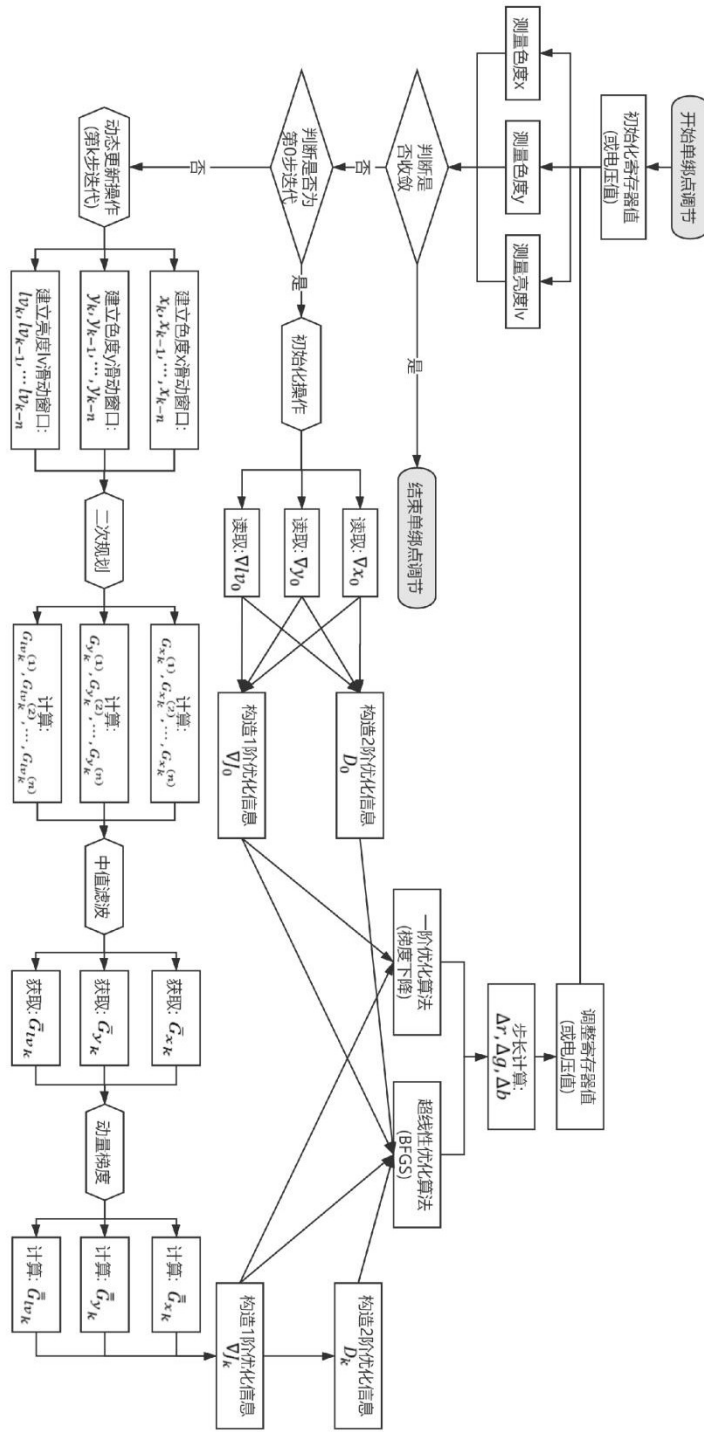


图1