

基于遗传算法的光学层析成像的结构优化

郑晓钊, 姚纪阳, 李华军*, 余善恩

杭州电子科技大学自动化学院, 浙江 杭州 310018

摘要 光学层析成像传感器结构由发光元件与感光元件组成,对重建图像的精度有重要作用。鉴于此,对扇形发光与感光元件的分布进行了优化研究。首先,将发光与感光元件的位置信息构建为角度向量。然后,引入灵敏场均匀性参数作为该结构的评价指标,并通过仿真实验验证了该指标的可靠性。最后,基于遗传算法对传感器结构进行优化,将角度向量作为优化对象来确定传感器结构,并将灵敏场均匀性参数作为适应度函数。在所获得的优化结构中,发光与感光单元分布不均匀,均匀性参数为 0.288。多种具体分布的图像重建实验表明,该传感器优化结构在重建精度、图像准确性和噪声等方面均优于传统分布和随机分布。

关键词 成像系统; 配置优化; 扇形光束激光器; 遗传算法; 光学层析成像; Landweber 重建算法

中图分类号 TP317.4

文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS221240

1 引言

基于光信号衰减的光学层析成像技术的原理是获得待测截面多个角度的投影信息,重建横截面的吸收系数分布。光学层析成像作为一种“硬场”层析成像技术,具有高帧率、高空间分辨率的优点,并且具有应用于高压、高温和复杂介质等具有挑战性的工业领域中的潜力。该技术已被广泛应用于多相流流量测量、内燃机和功能组织成像等领域中^[1-6]。

一个光学成像系统通常包含多个发光和感光元件,其中成像系统的传感器配置结构是指发光和感光元件的分布情况,该分布情况决定了成像系统的灵敏场分布,对图像重建性能有至关重要的影响。在过去的几十年里,许多研究人员开发了各种不同配置结构的光学成像系统。Fadzil 等^[7]提出了一种快速光学断层扫描硬件,用于对垂直气泡柱(外径为 130 mm、长度为 1.2 m)中的单相或两相流动的横截面进行检测。该硬件的成像系统包括 16 个激光二极管和 16 个光电二极管,这些二极管以一个八角形的夹具排列在垂直柱周围。考虑到粒子堵塞效应,Fadzil 等利用光宽路径模型重建了其横截面分布,从而能够清楚地检测到直径在 5~20 mm 之间的气泡。

显然,具有更多感光与发光元件的传感器将形成更多的激光束,能够提供更多的投影信息,从而提高重建性能。由 Schleicher 等^[8]设计的用于研究气泡柱中单相和两相流动的断层扫描系统,包括 256 个光发光

元件和 32 个感光元件。密集交叉的光束排列提供了足够的投影信息,可以在 4.5 kHz 帧率和 2 mm 分辨率下进行重建。然而,在一些待测区域测量路径数量受限的应用中,简单地通过增加发光元件和感光元件的数量来提高图像重建性能的方法是不合适的。因此,对传感器配置的优化变得非常重要。Terzija 等^[9]在多缸生产发动机的应用中研究了该问题。他们将光束的排列转换至一个正弦图空间中,其中每束光束都由它的角度和与原点的垂直距离来表示。他们假设空间覆盖范围大的波束排列具有较高的重建精度。在多个候选网格上进行了仿真,最终选择了 27 束的不规则传感器结构配置。同时,通过仿真实验和丙烷吸收系数测量实验,进一步验证了该结构配置的优越性。Hong 等^[10]针对特定的几种体积分数与温度场分布,利用模拟退火算法(ASA)对层析成像传感器结构进行了优化,从而降低重建图像误差。他们采用代数重建技术(ART)作为重建算法,以重建误差作为优化目标,还引入了顺序二次规划(SQP)来减少 ASA 算法的优化时间。Twynstra 等^[11-12]提出了一种更系统的方法来优化传感器结构,引入了由 Tikhnov 正则化得到的分辨率矩阵作为重建性能的预测器,并采用遗传算法(GA)来寻找优化的元件排布配置,最后通过对流体的模拟实验验证了优化配置的优点。Liu 等^[13]认为灵敏度矩阵各行之间的正交性与重建性能密切相关。在验证了该假设的有效性的基础上,他们定义了正交度参数(OD),并且利用模拟退火算法搜索具有最大正交度的

收稿日期: 2022-06-02; 修回日期: 2022-07-25; 录用日期: 2022-08-09; 网络首发日期: 2022-08-19

基金项目: 国家自然科学基金(51906053)

通信作者: *hjli@hdu.edu.cn

传感器结构。

上述传感器优化方法都试图通过定义能够表征重建性能的定性或定量指标,来实现传感器的优化设计。然而,部分方法采用启发式或经验性方法,缺少坚实的理论基础和实验证明。此外,部分方法的优化设计依赖具体的分布状态和先验信息,适用性较弱。本文提出了一种基于遗传算法的光学层析成像结构优化方法。在该方法中,假设灵敏度图的均匀性系数与重建精度直接相关,且最优配置的均匀系数最低。然后,采用遗传算法来搜索优化配置。由于均匀性系数仅从灵敏度图中推导出,不依赖于任何具体的实际分布,因此这种方法适用于没有先验信息的情况。

本文的章节安排如下。第 2 章介绍了光学层析成像的基本概念和在本工作中使用的重建算法。第 3 章中对优化结果,以及优化结构和其他常规配置的比较进行了讨论。第 4 章为本文的主要结论。

2 基本原理

2.1 激光吸收层析成像

基于光吸收衰减的光学层析成像的任务是根据朗伯比尔定律重建横截面吸收分布。光通过具有均匀吸收系数的均匀介质后的出射光强度为

$$I = I_0 \exp(-\alpha L), \quad (1)$$

式中: α 为均匀介质吸收系数; L 为介质的长度; I_0 为入射激光器的强度^[14]。

然而,在大多数情况下,介质是不均匀的,该定律可以修正为一个离散的形式。如图 1 所示,激光穿过吸收分布不均匀的介质区域。为了便于数值计算,待测区域通常被分割成正方形像素,并且单个像素具有各自的吸收系数。图中突出显示的光束的强度变化可以写为

$$I_j = I_0 \exp\left(-\sum x_i l_{ji}\right), \quad (2)$$

式中: x_i 为第 i 个像素的吸收系数; l_{ji} 为第 j 条光线在第 i 个像素中对应的激光路径长度。定义该路径上的投影信息为

$$b_j = \ln\left(\frac{I_0}{I_j}\right) = \sum x_i l_{ji}. \quad (3)$$

如果在检测中能够获得多条方向的投影信息,则其正问题可以表示为

$$\mathbf{b} = \mathbf{A}\mathbf{x}, \quad (4)$$

式中: \mathbf{b} 中的元素为各个方向的投影,为一个列向量; \mathbf{x} 为吸收系数分布的原始分布,为一个列向量; $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{J \times I}$ 为灵敏度矩阵,其可将吸收系数分布与投影信号联系起来。

灵敏度矩阵中的元素表示相应激光束在特定像素中的路径长度。若受到噪声的影响,则前向问题可以表示为

$$\mathbf{A}\mathbf{x} + \boldsymbol{\beta} = \mathbf{b}, \quad (5)$$

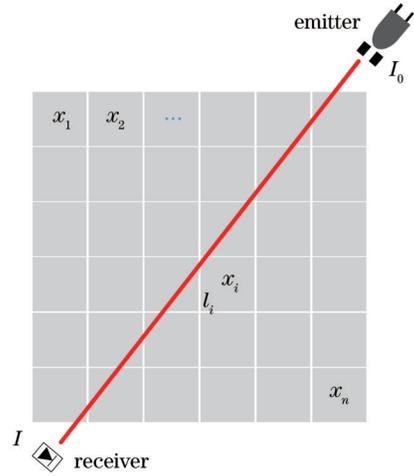


图 1 一束激光束通过断层扫描场的几何形状

Fig. 1 Geometry of one laser beam through tomography field
式中: $\boldsymbol{\beta}$ 为未知的测量噪声^[2, 15]。

层析成像重建的任务是通过大量的光学投影信息 \mathbf{b} 和灵敏度矩阵 \mathbf{A} 来重建二维吸收系数的分布图像,即求解所谓的逆问题。直接求解逆问题具有较大的难度。一般而言,可以通过搜索一个最小二乘估计 x_{LS} 来替代一个精确的解,即

$$x_{LS} = \arg \min_x \|\mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{b}\|_2^2, \quad (6)$$

这就得到了欧拉方程

$$\mathbf{A}^T \mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{A}^T \mathbf{b}. \quad (7)$$

在大多数情况下,灵敏度矩阵 \mathbf{A} 的秩等于光束的数量,但该数量通常小于未确定像素的数量。因此,矩阵 $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ 是欠秩的,不可逆。逆问题求解的一种常见方法是在初始优化目标函数中定义先验知识,将式(6)修改为包含一个惩罚项 $\|\mathbf{L}\mathbf{x}\|_2$ 的形式,即

$$x_\lambda = \min_x \|\mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{b}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{L}\mathbf{x}\|_2^2, \quad (8)$$

式中: \mathbf{L} 为拉普拉斯矩阵; λ 为控制解平滑性的正则化参数。

这个新的目标函数对应的欧拉方程为

$$(\mathbf{A}^T \mathbf{A} + \lambda \mathbf{L}^T \mathbf{L})\mathbf{x} = \mathbf{A}^T \mathbf{b}, \quad (9)$$

将 \mathbf{L} 设为 \mathbf{I} , 目标函数^[2]可以直接求解,即

$$x_\lambda = (\mathbf{A}^T \mathbf{A} + \lambda \mathbf{L}^T \mathbf{L})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{b}. \quad (10)$$

另一种方法是利用 Landweber 迭代,通过 $\|\mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{b}\|_2^2$ 的 \mathbf{x} 梯度得到最优解。单步迭代定义为

$$\mathbf{x}^{k+1} = \mathbf{x}^k + \eta \mathbf{A}^T (\mathbf{A}\mathbf{x}^k - \mathbf{b}), \quad (11)$$

式中: η 为控制收敛速率的松弛因子。建议的迭代步长的合适参数为

$$\eta = 2/\lambda_{\max}, \quad (12)$$

式中: λ_{\max} 为 $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ 的最大特征值。

Landweber 的一个优点是,可以很容易地将分布的先验知识添加到解决方案中,如解平滑性和非负性。每次迭代后将解的负值设置为零,是确保非负性的一

种通用方法^[2, 15-16]。本文主要基于 Landweber 算法进行图像的重建工作。为了加快迭代速度,提高重构性能,选择以 Tikhonov 算法提供的结果作为迭代初始值。

2.2 优化过程

2.2.1 传感器结构和灵敏度图

层析成像系统传感器结构是指激光发光元件和光感光元件的排列位置,它们决定了该系统的灵敏场矩阵,对重建性能有决定性影响。图 2(a)显示了一个规则分布的传感器结构,其中发光元件和感光元件交替均匀分布。发光元件和感光元件的数量均为 25 个,激光器的发散角设置为 1.60 rad。待测区域的直径为 200 mm。从图 2(b)可以看出,该均匀分布的传感器结构内旋转对称的光束交叉排列形成了多个环状图案,并且在中心区域的光线交叉最为密集。受到发散角的限制,靠近发射元件和感光元件的区域中的光束比其他区域要少得多。

图 2(c)显示了该传感器结构的灵敏度图形,基于

一个大小为 50 pixel \times 50 pixel 的像素网格,其中位于待测区域的像素个数为 1860。灵敏度图反映了像素的灵敏度分布情况,其元素定义为一个像素中所有检测光束的弦长之和,第 i 个像素的灵敏度定义为 $\sum_{j=1}^J l_{ji}$ 。

被更多光束交叉的像素具有较大的灵敏度值,较少光束交叉的区域中像素的灵敏度则较小。从灵敏度图形中可以观察到与图 2(b)类似的环状图样,其中突出显示的环状图具有较大的灵敏度,中心像素的灵敏度最大,靠近边界区域的像素的灵敏度相对较低。

在本文中,仅考虑发光元件和感光元件的排列,不考虑发光元件的发散角,则它们的角度信息足以表示传感器的全部结构信息,其定义为

$$R = [R_n R_m] = [\theta_1 \theta_2 \cdots \theta_n \varphi_1 \varphi_2 \cdots \varphi_m], \quad (13)$$

其中前 n 个元素是指激光发光元件的角度位置,而后 m 个元素是指感光元件的角度位置。均匀分布的传感器元件角度向量分布如图 2(d)所示。

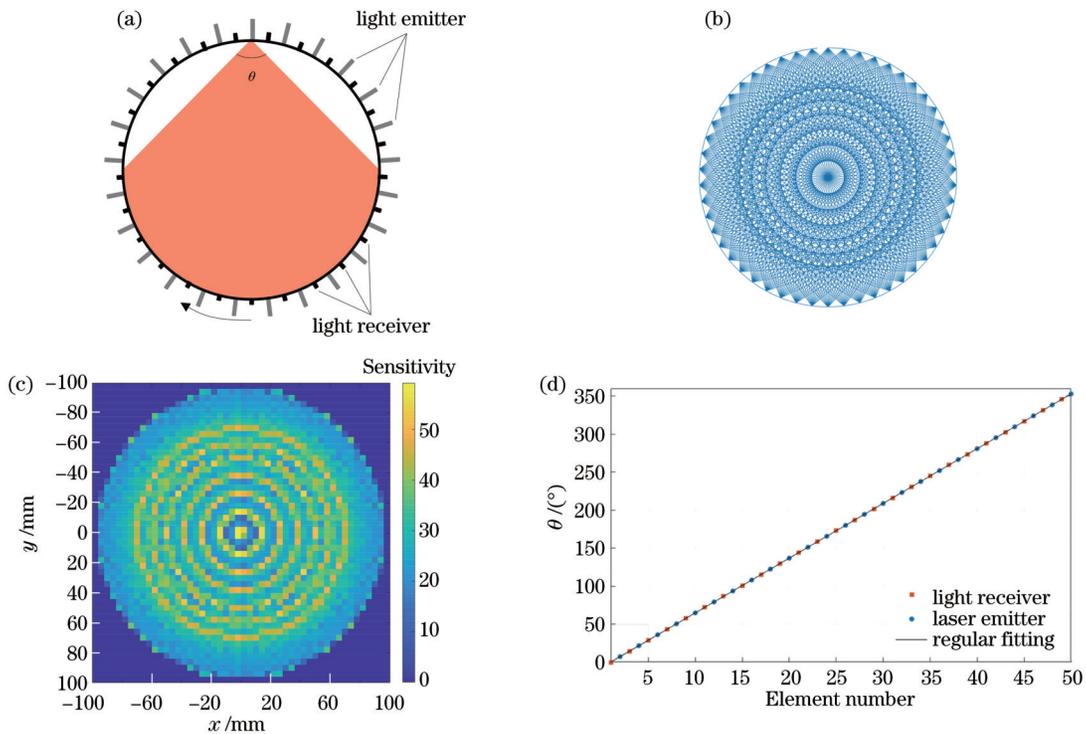


图 2 具有 25 个发光元件和 25 个感光元件的常规结构。(a)传感器结构;(b)光线分布示意图;(c)灵敏度图形;(d)角度位置分布
Fig. 2 Regular configuration with 25 emitters and 25 receivers. (a) Structure of sensor; (b) schematic diagram of beam distribution;

(c) sensitivity map; (d) angular location distribution

2.2.2 均匀性系数

灵敏度分布将实际吸收系数分布与投影信息联系起来,是实现吸收系数图像重建的前提条件。众所周知,灵敏度分布对重建质量的影响很大。均匀的灵敏度分布能够有效提高重建图像的质量,避免重建图像畸变。不均匀的灵敏度分布将使逆问题的病态性恶化,降低重建质量^[17-18]。提高灵敏度分布的均匀性能

够有效提升图像重建的性能。均匀性系数被广泛用于评价灵敏度分布的均匀性或一致性^[19-20],其定义为

$$S_u = \frac{S_d}{\bar{M}}, \quad (14)$$

式中: \bar{M} 为像素灵敏度分布的平均值; S_d 为灵敏度分布的标准差。 S_u 值小表示该灵敏场的平均值较大,标准差较小,各像素之间的差距较小。反之,则表示平均

灵敏度较低,且各像素之间的区别较大。在本工作中,假设灵敏度分布的均匀性系数与重建图像精度直接相关,即低均匀性系数的传感器结构将获得更好的重建情况,而均匀性系数越大,重建图像质量越低^[9]。为了验证均匀性系数能够较好地预测传感器结构的重建性能,本文对 60 个随机生成的传感器结构进行了重建实验。重建误差的定义为

$$e = \frac{\|x_r - x\|_2}{\|x\|_2}, \quad (15)$$

式中: x_r 为利用 Landweber 算法重建的待测区域分布的向量。待测区域分布为 10 个随机生成的分布,计算每个配置结构的重构误差的平均值 e_m ,其表达式为

$$e_m = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N e_j^{(m)}, \quad (16)$$

式中: $e_j^{(m)}$ 为第 j 个分布和第 m 个结构的重建误差; $m=$

$1, 2, \dots, 60; j=1, 2, \dots, 10$ 。图 3 展示了均匀性系数 S_u 与平均误差 e_m 的关系,其为 61 个结构的平均重建误差结果。可以看出,规则分布的结构具有最小的均匀性参数,其值为 0.305。随机生成的 60 个传感器结构的均匀性系数在 0.337~0.622 之间。还可以看出, S_u 基本遵循 e_m 的变化趋势:当 $S_u=0.305$ 时,误差 e_m 为最小值 0.1732;当 $S_u=0.337$ 时,误差 e_m 升至 0.1861;当 $S_u=0.622$ 时,误差 e_m 达到最大值 0.2630。同时,对于每种构型,不同分布的重建误差都有较大的波动,表明重建性能会受到实际分布的影响。仿真结果表明,结构的均匀性系数较大,则重构误差也较大,均匀性系数能够较好地表征重建误差,可以作为重建性能的功能预测指标。此外,将均匀性系数作为预测指标的一个显著优势是:它仅来自灵敏度分布,与待测区域内的实际分布情况无关。

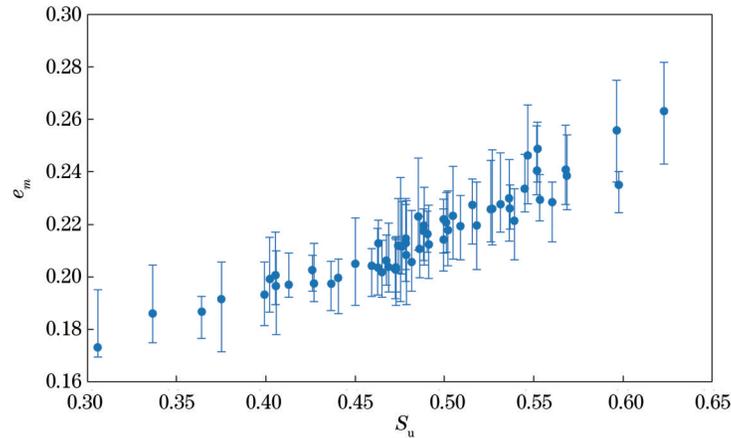


图 3 重建误差与均匀性系数的关系

Fig. 3 Reconstruction error varying with uniformity coefficient

2.2.3 遗传算法

传感器结构用角度向量 $R=[R_n R_m]=[\theta_1 \theta_2 \dots \theta_n \varphi_1 \varphi_2 \dots \varphi_m]$ 来表征,其元素的取值范围为 $[0, 2\pi]$ 。由于排列的无限组合,故设计一个具有最小均匀性系数的最优配置结构 R_{bt} 需要进行大量的计算。本文采用遗传算法实现了该传感器结构的最优化。遗传算法是一种基于群体的搜索算法,其灵感源于自然选择。遗传算法通过交叉和突变的概率动态地改变搜索过程,可以对多个变量进行评估,产生最优解^[21-23]。因此,遗传算法具有较好的全局搜索能力。

遗传算法的基本步骤如下:

1) 随机生成 p 个初始结构向量 $[R_1^{(0)} R_2^{(0)} \dots R_p^{(0)}]$, 计算每个结构的均匀性参数 S_u , 并将每个结构编码为染色体;

2) 根据均匀性参数选择两条值较低的染色体 $R_i^{(t)}$ 和 $R_j^{(t)}$;

3) 采用交叉概率的单点交叉算子和突变算子对两

个染色体进行操作产生后代,单点交叉算子中两个父代染色体的染色体在随机交叉点进行基因互换,突变算子则对染色体上一个随机位置的基因进行取反操作;

4) 重复选择、交叉和突变操作直到重建出新的子代 $[R_1^{(t+1)} R_2^{(t+1)} \dots R_p^{(t+1)}]$;

5) 用新构成的子代替换父代染色体;

6) 如果找到全局最佳解决方案或者达到最大迭代次数则退出,否则转到步骤 2)。

图 4 给出了本文基于 MATLAB 软件的遗传算法的伪代码和参数。根据以往研究经验和结果,在本文中将发光元件和感光元件的数量均设为 25 个,设置程序中初始结构数量的默认值为 $p=200$ 。

3 分析与讨论

本研究中共进行了 10 次基于遗传算法的优化过程,优化结果的均匀性参数在 0.288~0.295 之间,所需的迭代次数在 700~840 之间,平均耗时为 46 h

```

input :
population size:  $p=200$ ;
number of light emitting and sensing elements:  $n=25, m=25$ ;
divergence angle:  $\gamma=1.6$  rad;
maximum number of iterations :  $N_{MAX}=1000$ .

output:
global optimal solution  $R_{bt}$ 

begin

generating initial  $p$  configurations  $R_i (i=1, 2, \dots, p)$ 

setting iteration counter  $t=0$ 
calculating uniformity coefficient of each configuration  $S_u$ 
while ( $t < N_{MAX}$ )
selecting a pair of sensor structures with lower  $S_u$ 
crossing selected pair with probability of 0.8
mutation probability of offspring of 0.01
replacing old configuration structure with newly generated one
current iteration  $t$  increasing by one
end while
outputting best solution  $R_{bt}$ 
end
    
```

图 4 基于遗传算法的优化

Fig. 4 Optimization based on genetic algorithm

(Intel® Core™ i5-10210U CPU @ 2.11 GHz)。图 5 为其中最佳的优化过程,迭代在第 808 次停止。在第 0 代种群中,随机生成的配置中的最佳 S_u 为 0.426。最佳的 S_u 曲线在迭代开始时迅速下降。经过 200 代优化后,新生成的配置的最佳 S_u 已经降到 0.296。在之后

的迭代过程中, S_u 曲线收敛缓慢,808 次迭代后的最优 S_u 达到了 0.288。平均 S_u 的曲线随着优化过程的变化而波动,而最佳 S_u 的曲线稳定收敛。优化配置的传感器元件分布如图 5(b) 所示,感光元件和发光元件在待测区域周围呈不规则分布。

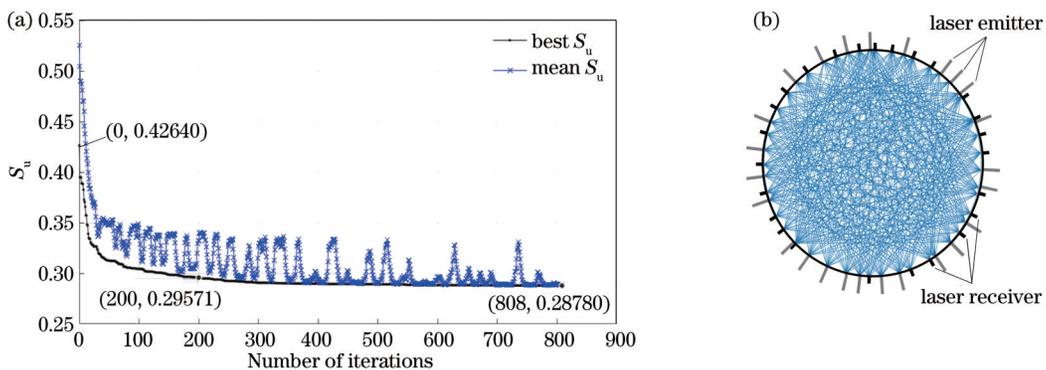


图 5 遗传算法优化结果。(a)遗传算法迭代过程;(b)优化后的传感器元件分布示意图

Fig. 5 Optimization results of genetic algorithm. (a) Iteration process of genetic algorithm; (b) schematic diagram of sensor arrangement of optimized configuration

图 6 对比了随机型传感器结构、规则型传感器结构和优化型传感器结构的光线分布图和灵敏度分布图。其中,随机型传感器结构中各元件的角度信息为随机设定,具有较大的波动性。从图 6(a)可以看出,随机型传感器结构的光线分布具有较大的不均匀性,有些区域中光线密集交叉,有些区域中光线较少,在个别区域中甚至几乎没有光线经过。这种不均匀性在其灵敏度分布中也有明显体现。如图 6(d)所示,随机型传感器结构灵敏度的均匀性系数为 0.437,最大灵敏度高达 90.00,而某些区域中的灵敏度为零,平均灵敏度为 32.44。

图 6(b)和图 6(e)为规则型传感器结构的光线分

布图和灵敏度分布图。如前所述,规则结构的灵敏度呈环形分布。中心像素的最大灵敏度可达 58.00。接近待测区域边界的像素值在 4~20 之间。该图的平均灵敏度为 30.15,均匀性系数为 0.305。

图 6(c)显示了遗传算法提供的优化型传感器结构的光线分布图。可以看出,相较于前两种构型,优化型结构光束的排列分布更加均匀。如图 6(f)所示,灵敏度分布图中的波动较小,分布也更均匀。其中,灵敏度最大值为 56.90,平均灵敏度为 30.80,均匀性系数为 0.288。对于这三种传感器结构而言,接近待测区域边界的像素的灵敏度相对于其他像素较低。

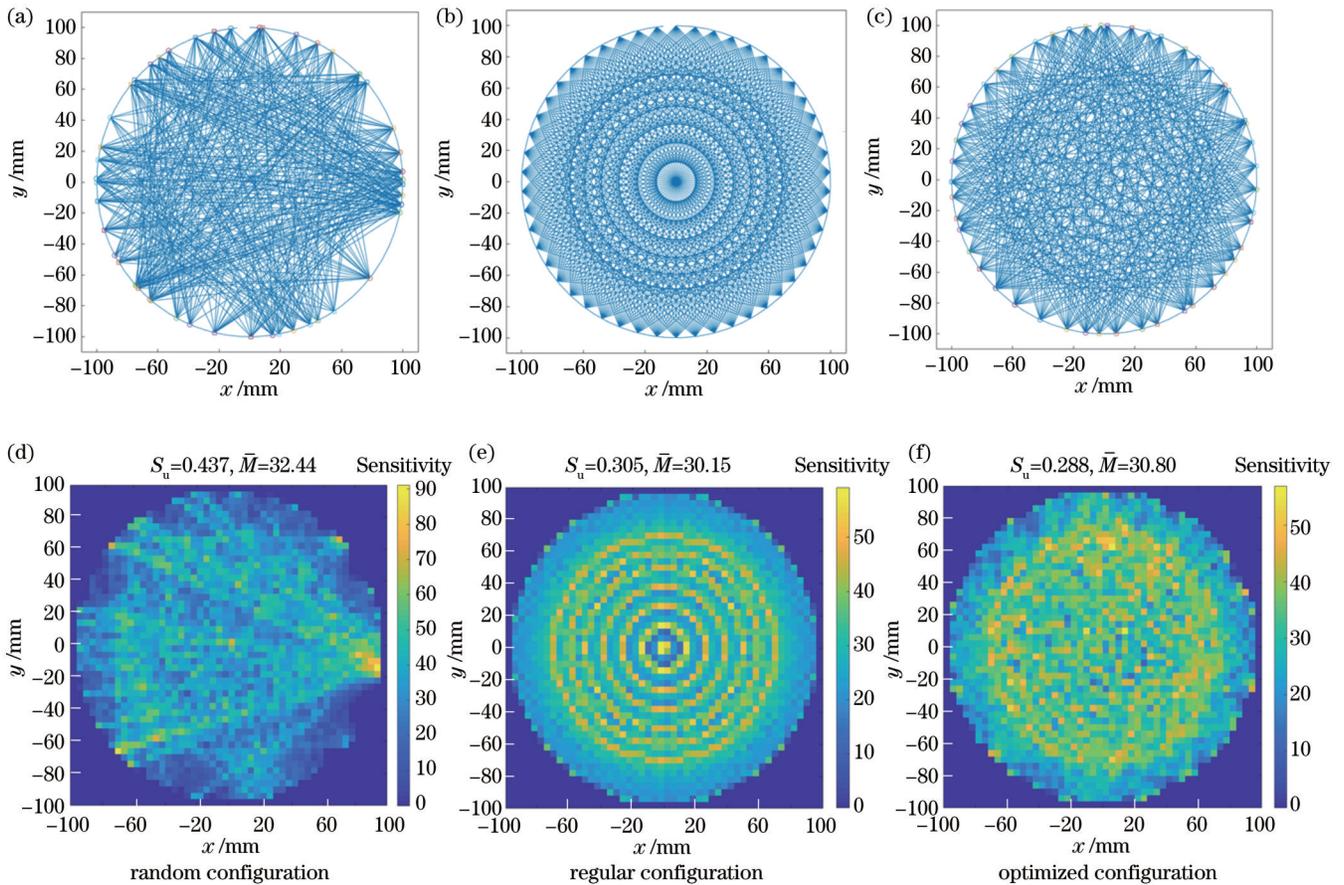


图 6 光线分布图和灵敏度图。(a)~(c)光线分布图;(d)~(f)灵敏度图

Fig. 6 Beam distribution map and sensitivity map. (a)~(c) Beam distribution map; (d)~(f) sensitivity map

为了验证优化型传感器结构配置的有效性和优越性,对五种结构的重建图像性能进行了研究。图像重建由 Landweber 算法实现。本文所涉及的五种吸收系数分布如图 7 所示:第一种分布包括位于中心的直径为 130 mm 的单圆分布;第二种分布中有直径分别为 80 mm 和 60 mm 的双圆分布;第三种分布包括一个直径约为 100 mm 的模糊分布;第四种为高度为 100 mm、宽度为 40 mm 的十字交叉分布;第五种为凹形分布,整体尺寸均为 100 mm,内部缺失部分的宽度为 50 mm、高度为 80 mm。以上五种实际分布基于大小为 50 pixel×50 pixel 的网格,并作为参考图像。第

三种分布中的边缘为模糊边界,而其他四种分布有明确信息的“硬”边缘^[9]。

图 8 和表 1 为基于随机型、规则型和优化型三种传感器结构的图像重建结果。图 8(a)~(c)为三种结构对第一种分布的重建图像。可以看出,单圆分布的几何结构和边缘信息均被这三种结构清楚地重建出来了。其中,随机配置结构的性能最差(噪声较为明显,误差高达 15.54%),规则型结构的误差较低(14.66%),而优化型结构的误差仅为 11.57%。

图 8(d)~(f)为 3 种结构对第二种分布的图像重建结果。可以看出,三种结构的重建图像效果低于第

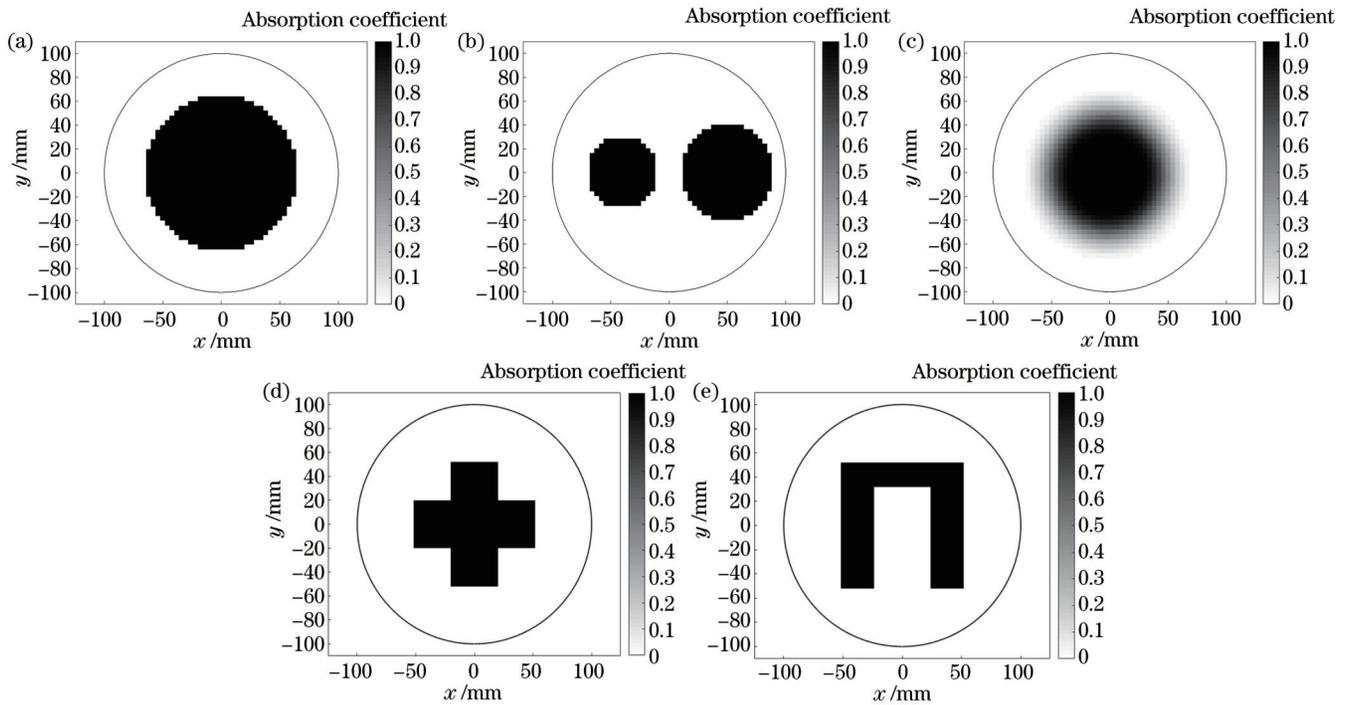


图7 五种结构的具体分布。(a)带有“硬边”的单幻影；(b)带有“硬边”的双幻影；(c)带有“软边”的高斯幻影；(d)带有“硬边”的十字分布；(e)带有“硬边”的凹形分布

Fig. 7 Specific distributions of five structures. (a) Single phantom with "hard-edge"; (b) double phantoms with "hard-edge"; (c) Gaussian phantom with "soft-edge"; (d) cross structure with "hard-edge"; (e) concave structure with "hard-edge"

一种分布。三种结构的重建误差分别升至 22.36%、20.80% 和 18.39%。对于第二种分布,直径为 60 mm 的较小的圆被清晰和准确地重建,但直径为 80 mm 的圆结构与实际分布存在明显的差异。在这三幅图像中,靠近边界的圆边缘均发生了较为明显的变形。

图 8(g)~(i)为三种结构对于第三种分布的重建图像结果。可以看出,三种结构均准确地重建了第三种分布的几何结构和模糊边界。三种结构的重建误差分别为 16.09%、16.68% 和 13.07%。

图 8(j)~(l)为三种结构对交叉分布的重建图像结果。可以看出,随机型和优化型均较好地重建了交叉分布状态(随机型的误差为 19.59%,优化型的误差为 18.60%),具有较为清晰的边界,而规则型所获得的重建图像质量较差,重建误差高达 22.83%。

如图 8(m)~(o)所示,对于“凹”形分布,三种结构的重建性能明显下降,重建图像的准确性较低,重建误差分别升高至 33.74%、27.68% 和 25.15%,其中随机型误差最大,优化型误差最低。相较于其他两种构型,优化型结构仍能较为准确地重建分布状态,边界清晰且噪声较少。

同时,三种结构的重建图像中均显示出较为明显的噪声,主要分布在待测区域的边界处。规则型结构和优化型结构的噪声分布较为分散,程度较低,能够通过适当的图像处理消除,而随机结构的噪声较严重。基于三种传感器结构的图像重建实验证明了优化型传感器结构的性能优于规则型和随机型传感器结构。不

同分布的几何结构、“硬”边界和模糊边界均可以被较清晰地重建。

为进一步分析三种构型在重建图像上的特性,针对第一种分布状态,研究了重建图像的局部误差分布。局部误差定义为重建图像上像素点灰度值与真实分布之差。图 9 为重建图像中轴线上的局部误差分布。可以看出:随机构型的局部误差分布在整个中轴线区域上,最大局部误差为 84%,局部误差有较为明显的波动;规则型结构的局部误差在 $-65\sim 65$ mm(待测分布区域尺寸)范围外较小,如图 8(b)所示,而在 $-65\sim 65$ mm 范围内,规则型局部误差较大且持续处于较高水平,在待测区域中心区域处局部误差达到最大值 81%;优化型的局部误差在 $-65\sim 65$ mm 范围外处于较低水平,且在范围内,相较于其他两种构型,优化型的误差明显降低,最大局部误差仅为 50%。

4 结 论

提出了一种基于遗传算法的光学层析成像传感器配置结构的优化方法。该优化方法以灵敏度分布的均匀性系数作为优化目标,将传感器结构各元件的角度位置作为优化对象,以获得适用于扇形激光的光学层析成像传感器优化结构。

研究了不同传感器结构的图像重建性能与灵敏度分布均匀性系数之间的关系,仿真实验结果表明均匀性参数与图像重建质量有较强的相关性:均匀性系数越小,灵敏度分布一致性越强,传感器结构能够较好地

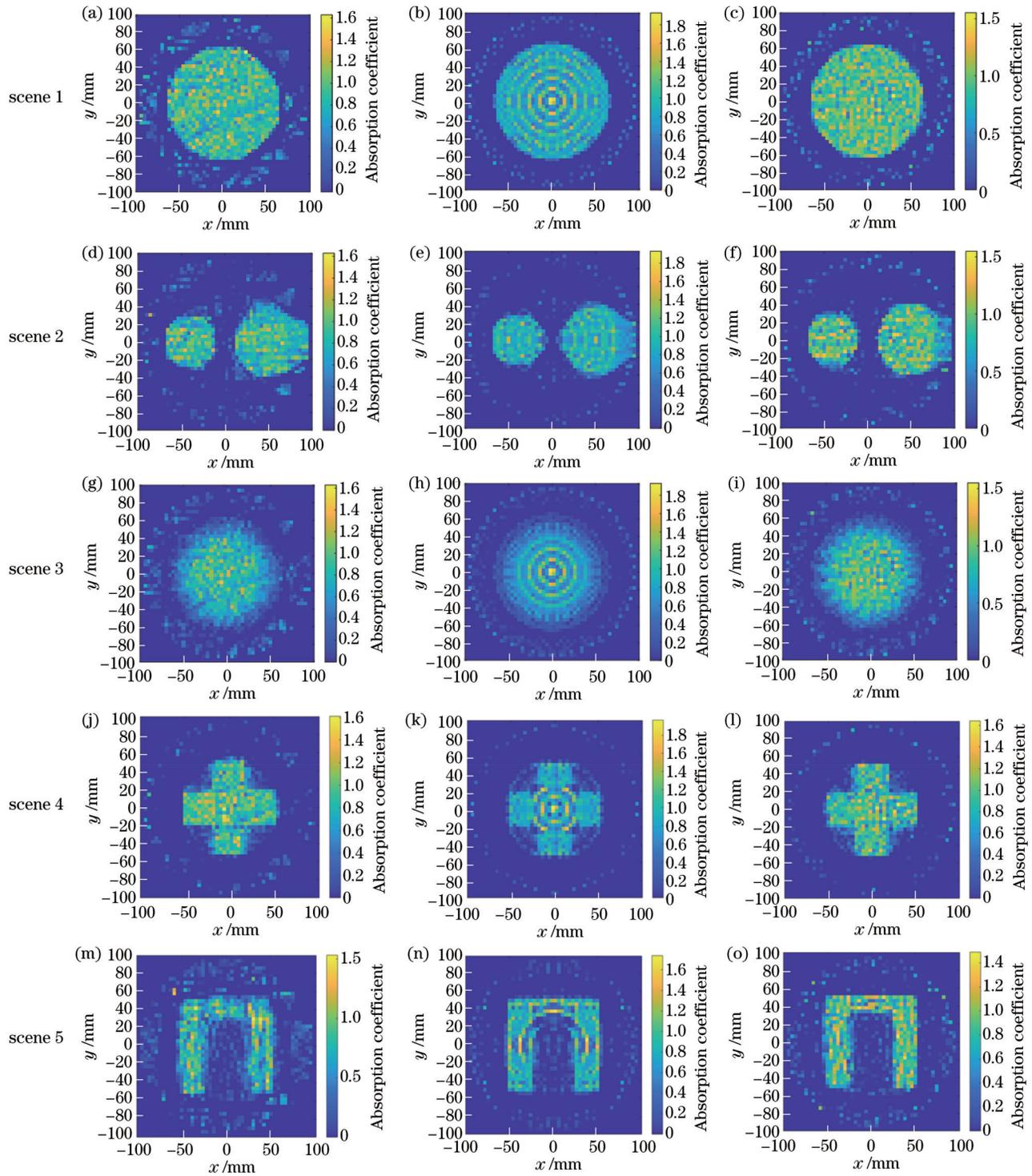


图 8 三种结构的图像重建结果。(a)(d)(g)(j)(m)随机型结构；(b)(e)(h)(k)(n)规则型结构；(c)(f)(i)(l)(o)优化型结构
 Fig. 8 Reconstruction results of three configurations. (a)(d)(g)(j)(m) Random configuration; (b)(e)(h)(k)(n) regular configuration; (c)(f)(i)(l)(o) optimized configuration

表 1 不同配置结构下的重构误差

Table 1 Reconstruction errors of different configurations

unit: %

Distribution type	Scene 1	Scene 2	Scene 3	Scene 4	Scene 5
Random configuration	15.54	22.36	16.09	19.59	33.74
Regular configuration	14.66	20.80	16.68	22.83	27.68
Optimized configuration	11.57	18.39	13.07	18.60	25.15

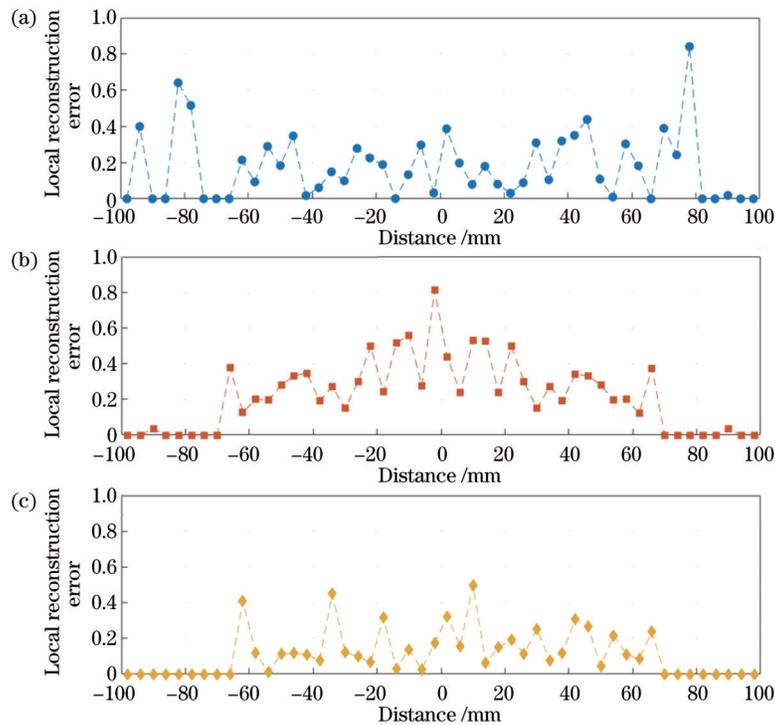


图9 随机型、规则型与优化型结构中心轴线局部误差分布图。(a)随机型;(b)规则型;(c)优化型

Fig. 9 Local reconstruction error at central axis of random configuration, regular configuration and optimized configuration.

(a) Random configuration; (b) regular configuration; (c) optimized configuration

重建待测区域的分布情况;均匀性系数越大,灵敏度分布波动越大,传感器结构重建能力越弱。因此,灵敏度均匀性参数能够作为衡量传感器结构性能的指标。

在优化过程中,设定感光元件与发光元件数量均为25,光发散角为1.6 rad。遗传算法获得的优化型传感器结构是一种不规则的排布结构,均匀性系数为0.288。针对几种典型的待测区域分布,研究了优化型传感器结构相较于随机型和规则型结构的图像重建性能。实验结果表明,优化型传感器结构能够较好地重建几种不同分布下的几何结构、吸收系数分布情况和边界情况,相较于其他两种结构,其具有较好的重建准确度和较低的噪声。

参 考 文 献

- [1] Liu C, Xu L J. Laser absorption spectroscopy for combustion diagnosis in reactive flows: a review[J]. *Applied Spectroscopy Reviews*, 2019, 54(1): 1-44.
- [2] Cui Z, Wang Q, Xue Q, et al. A review on image reconstruction algorithms for electrical capacitance/resistance tomography[J]. *Sensor Review*, 2016, 36(4): 429-445.
- [3] Rahim R A, Chan K S. Optical tomography system for process measurement using light-emitting diodes as a light source[J]. *Optical Engineering*, 2004, 43(5): 1251-1257.
- [4] 亢艳芹, 刘进, 王勇, 等. 联合卷积稀疏编码与梯度 L_0 范数的低剂量CT三维重建[J]. *光学学报*, 2021, 41(9): 0911005. Kang Y Q, Liu J, Wang Y, et al. Low-dose CT 3D reconstruction using convolutional sparse coding and gradient L_0 -norm[J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(9): 0911005.
- [5] 王兴平, 彭冬, 李佳胜, 等. 基于波长调制吸收光谱的燃烧流场二维重建[J]. *中国激光*, 2021, 48(7): 0711002. Wang X P, Peng D, Li J S, et al. Two-dimensional reconstruction of combustion flow field using wavelength-modulated absorption spectra[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2021, 48(7): 0711002.
- [6] 朱锋, 安军社, 施海亮, 等. 基于低秩约束惩罚最小二乘的干涉图基线校正方法[J]. *光学学报*, 2022, 42(14): 1420001. Zhu F, An J S, Shi H L, et al. Interferogram baseline correction method based on low-rank constraint and penalized least squares [J]. *Acta Optica Sinica*, 2022, 42(14): 1420001.
- [7] Fadzil N S M, Rahim R A, Jamaludin J, et al. Online simulation to monitor multiphase flow using laser source as transmitter[J]. *Optik*, 2021, 228: 166178.
- [8] Schleicher E, da Silva M J, Thiele S, et al. Design of an optical tomograph for the investigation of single- and two-phase pipe flows[J]. *Measurement Science and Technology*, 2008, 19(9): 094006.
- [9] Terzija N, Davidson J L, Garcia-Stewart C A, et al. Image optimization for chemical species tomography with an irregular and sparse beam array[J]. *Measurement Science and Technology*, 2008, 19(9): 094007.
- [10] Hong Y J, Song J L, Wang G Y, et al. Optimal beam arrangement design for two-dimensional temperature and concentration reconstruction using ASA and SQP algorithms[J]. *Optik*, 2015, 126(2): 292-296.
- [11] Twynstra M G, Daun K J. Laser-absorption tomography beam arrangement optimization using resolution matrices[J]. *Applied Optics*, 2012, 51(29): 7059-7068.
- [12] McCormick D, Twynstra M G, Daun K J, et al. Optimising laser absorption tomography beam arrays for imaging chemical species in gas turbine engine exhaust plumes[C]//Proceedings of 7th World Congress in Industrial Process Tomography, September 2-5, 2014, Krakow, Poland. New York: International Society for Industrial Process Tomography, 2014: 505-514.
- [13] Liu C, Xu L J, Chen J L, et al. Development of a fan-beam TDLAS-based tomographic sensor for rapid imaging of temperature and gas concentration[J]. *Optics Express*, 2015, 23

- (17): 22494-22511.
- [14] Cai W W, Kaminski C F. Tomographic absorption spectroscopy for the study of gas dynamics and reactive flows[J]. *Progress in Energy and Combustion Science*, 2017, 59: 1-31.
- [15] Yu T, Cai W W. Benchmark evaluation of inversion algorithms for tomographic absorption spectroscopy[J]. *Applied Optics*, 2017, 56(8): 2183-2194.
- [16] Yang W Q, Spink D M, York T A, et al. An image-reconstruction algorithm based on Landweber's iteration method for electrical-capacitance tomography[J]. *Measurement Science and Technology*, 1999, 10(11): 1065 - 1069.
- [17] Meribout M, Saied I M. Real-time two-dimensional imaging of solid contaminants in gas pipelines using an electrical capacitance tomography system[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, 64(5): 3989-3996.
- [18] Li N, Wang L N, Jia J B, et al. A novel method for the image quality improvement of ultrasonic tomography[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 5000810.
- [19] Jiang Y D, He X K, Wang B L, et al. On the performance of a capacitively coupled electrical impedance tomography sensor with different configurations[J]. *Sensors*, 2020, 20(20): 5787.
- [20] Xiao L Q. Width optimization of array electrode for human lung electrical resistance tomography system based on prior knowledge[J]. *Complexity*, 2021, 2021: 4380220.
- [21] Katoch S, Chauhan S S, Kumar V. A review on genetic algorithm: past, present, and future[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2021, 80(5): 8091-8126.
- [22] Wang Z Z, Sobey A. A comparative review between Genetic Algorithm use in composite optimisation and the state-of-the-art in evolutionary computation[J]. *Composite Structures*, 2020, 233: 111739.
- [23] Yuan Q, Qian F. A hybrid genetic algorithm for twice continuously differentiable NLP problems[J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2010, 34(1): 36-41.

Configuration Optimization of Optical Tomography Based on Genetic Algorithm

Zheng Xiaozhao, Yao Jiyang, Li Huajun*, Yu Shanen

School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, Zhejiang, China

Abstract

Objective Optical tomography aims to reconstruct the cross-sectional distribution from numerous projections along various orientations. Due to its 'hard-field', high spatial and temporal resolution, this technique has been widely used in multi-phase flow monitoring, temperature and species concentration measurement and functional tissue imaging. Optical tomography adopts light emitters to emit laser beams, which are attenuated by the medium. The outgoing light is then detected by photosensitive receivers. Reconstruction algorithms are used to reconstruct the absorption distribution of the medium. Intrusively, increasing light beams and receivers will improve the reconstruction performance. However, this approach is not appropriate when the light access or installation space is limited. Meanwhile, the reported tomography sensors usually have regular arrangement, which forms a non-uniform sensitivity matrix and the region of interest (ROI) is detected unevenly. In this work, we propose an optimization method based on uniformity coefficient and genetic algorithm (GA). We hope our method can provide an optimized sensor configuration that has a uniform sensitivity matrix and improved reconstruction performance.

Methods Sensitivity matrix relates the practical distribution to the numerous projections, which is important for image reconstruction. It is well recognized that uniform sensitivity matrix promises improved reconstruction performance. While the reconstructed images have large error when the matrix has low uniformity. In this work, uniformity coefficient is introduced to represent the uniformity of the matrix. Meanwhile, we assume that the uniformity coefficient is directly related to the quality of image reconstruction, namely, lower uniformity coefficient leads to improved reconstruction performance, and larger value leads to deteriorated performance. The optimization procedure mainly includes the following steps. Firstly, reconstruction with 60 configurations and 10 distributions are implemented to verify the effectiveness of the uniformity coefficient as a predictor. The number of the light emitters and receivers are both 25. Secondly, we adopt GA to optimize the arrangement of the emitters and receivers. The fitness function is set as the uniformity coefficient. Finally, we analyze the optimized configuration and compare its reconstruction performance with the random and regular configurations.

Results and Discussions According to the results, the uniformity coefficient of the sensitivity matrix is directly related to the reconstruction performance. When the uniformity coefficient is low, the reconstruction error is small. When the uniformity coefficient is large, the reconstruction error is large. Hence, the uniformity coefficient is considered as a predictor of the reconstruction performance (Fig. 3). In the iteration process of GA, it can be found that the uniformity

coefficient decreases continuously with the process of iteration. At the beginning, the coefficient declines significantly. While between the 200th and 808th generations, the uniformity coefficient decreases slowly from 0.296 to 0.288 (Fig. 5). The uniformity coefficient reaches minimum of 0.288 at the 808th iteration. The optimized configuration has much low uniformity coefficient than the random configuration (0.437) and regular configuration (0.305). Reconstruction results with five specific distributions indicate the superiority of the optimized configuration over the other two configurations (Fig. 8). For the first three distributions with circular phantoms, the errors of the random configuration are 15.54%, 22.36% and 16.09%, which are the largest among the three configurations. The regular configuration has errors of 14.66%, 20.80% and 16.68%. The optimized one has the lowest errors, which are 11.57%, 18.39% and 13.07%. For the fourth distribution with a 'cross' phantom, the reconstruction errors of the three configurations are 19.59%, 22.83% and 18.60%, respectively. For the fifth distribution, the errors have been increased intensively due to the complex phantom, which are 33.74%, 27.68% and 25.15%. For all the five distributions, the optimized configuration has much lower error than the random and regular ones. In the research work, we also introduce local error to evaluate the reconstruction performance. The local error of the random configuration fluctuates obviously among the whole region, and the maximum local error is up to 84%. The local error of the regular configuration is neglectable outside the boundary of the phantom to be reconstructed. However, within this range, its local error maintains high level with maximum of 81%. The local error of the optimized configuration is nearly zero outside the range, and inside the range, the maximum of the local error is only 50% (Fig. 9).

Conclusions This paper presents an optimization method for optical tomography sensor configuration based on GA. The following conclusions can be concluded. Firstly, simulation experiments of randomly generated configurations and distributions verify that the uniformity coefficient is an effective predictor for reconstruction performance. Configuration with low uniformity coefficient has uniform sensitivity matrix and beam arrangement, and improved reconstruction performance. On the contrary, configuration with large uniformity coefficient has uneven beam arrangement, and its reconstruction performance is deteriorated. Secondly, GA is used to implement the optimization, and we take the uniformity coefficient as the fitness function. The optimized configuration provided by GA has a uniformity coefficient of 0.288. Different distributions have been considered and the reconstruction results indicate the superiority of the optimized configuration over the random and regular configurations. The optimization method has been proven to be effective. Thirdly, reconstruction results display that the practical distribution has significant influence on the performance of the configurations. Since the uniformity coefficient is only related to the configuration, the optimization results are independent to the practical distribution and this optimization method can be used in the applications where the priori information of the distributions is difficult to obtain.

Key words imaging systems; configuration optimization; fan-beam lasers; genetic algorithm; optical tomography; Landweber reconstruction algorithm