

多光谱温度测量反演算法研究

刘睿辰, 孙鹏, 王高, 王彬翰, 杜秀昊

(中北大学 省部共建动态测试技术国家重点实验室, 太原 030051)

摘要: 多光谱测温方法相较于传统单光谱测温方法而言, 其具有非接触测量, 响应速度快, 鲁棒性好等优点, 被广泛地用于科学研究, 工业生产等领域; 然而, 光谱发射率的求解是多光谱测温方法中无法避免的问题; 通过引入一种参考温度模型可将光谱发射率的求解转换为带约束的极小值优化问题; 对于此问题, 采用了两种启发式算法和 3 种其他混合算法对其进行求解, 经实验测试实现了对算法性能的检验和评估; 结果表明, 遗传算法总体精度较高, 粒子群算法速度较快, 3 种混合算法在一定程度上平衡了两种算法的性能优势; 实际测量数据的反演结果表明, 5 种算法的平均相对误差均小于 1.17%, 满足了实际测量需求; 此外, 通过对比分析了不同算法在不同模型下性能, 为不同测试场景和优化目标下的算法的选择提供了依据。

关键词: 多光谱温度测量; 发射率; 参考温度模型; 启发式算法; 算法分析

Research on Inversion Algorithm of Multi-spectral Temperature Measurement

LIU Ruichen, SUN Peng, WANG Gao, WANG Binhan, DU Xiuhao

(State Key Laboratory of Dynamic Measurement Technology Jointly Built by the Province and Ministry,
North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: Compared with traditional single spectral temperature measurement methods, multi-spectral temperature measurement methods have the characteristics of non-contact measurement, fast response time, high accuracy, and strong robustness, which is widely used in scientific research, industrial production and other fields. However, it is an inevitable issue to solve spectral emissivity in multi-spectral temperature measurement methods. By introducing a reference temperature model, the solution of spectral emissivity can be converted into a constrained minimum optimization problem. For this problem, two heuristic algorithms and three hybrid algorithms are used to solve it, and the performance of the algorithm is verified and evaluated by experimental testing; The results show that the genetic algorithm has a high overall accuracy, the particle swarm algorithm has fast speed, and the three hybrid algorithms balance the performance advantages of the two algorithms to a certain extent; The inversion results of actual measurement data show that the average relative errors of the five algorithms are all less than 1.17%, which satisfies the actual measurement requirements; In addition, the comparative performance of different algorithms under different models is analyzed, which provides a basis for the selection of algorithms under different measurement scenarios and optimization objectives.

Keywords: multi-spectral temperature measurement; emissivity; reference temperature model; heuristic algorithm; algorithm analysis

0 引言

在现代科学研究与工业生产等领域, 温度是一样非常重要的技术指标, 准确鲁棒性高的温度测量方法一直是研究热点之一。多光谱测温技术是一种通过多光谱高

温计采集物体表面不同波段下辐射温度信号, 利用算法进行信号处理从而得到真实温度的方法^[1-4]。由于其高稳定性, 高灵敏度, 高测温上限以及非接触测温, 其被广泛地应用到武器装备测试, 材料制造, 金属冶炼, 航空航天发动机温度测量^[5-11]。

收稿日期: 2024-11-20; 修回日期: 2024-12-12。

基金项目: 国家自然科学基金项目(62105305); 山西省基础研究计划项目(20210302123068, 202203021212141); 山西省高等学校科技创新项目(2022L004)。

作者简介: 刘睿辰(2000-), 男, 硕士研究生。

通讯作者: 王高(1973-), 男, 博士, 教授。

引用格式: 刘睿辰, 孙鹏, 王高, 等. 多光谱温度测量反演算法研究[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(1): 293-300.

在实际测量中,绝对黑体是不存在的,所有物体的发射率均小于 1。因此多光谱高温计并不能直接得到物体表面真实温度,只有对各个通道的光谱发射率求解后才能反演出真实温度。目前,光谱发射率求解一般会构建一个发射率相关的模型^[12-13],最简单是灰体假设模型,该模型假设物体表面发射率等于一个固定的常数,在早期比色高温计的研制中就利用了这一假设模型,通过采集不同波段下物体的辐射温度信号,利用比色测温公式消除发射率得到真实温度^[14]。有学者发现在燃煤锅炉中燃烧火焰的发射率变化微小,其利用彩色 CCD 相机采集了燃煤锅炉中燃烧火焰的图像并提出一种测量其温度的简单方法,该方法将燃烧火焰辐射视为灰体辐射并利用双色测温法得到温度,测量结果与热电偶测量结果吻合^[15];在文献 [16] 中假设其被测物体剖面发射率恒定,并利用该模型得到真温,通过实验验证以及对剖面进行热力学分析得绝对误差不超过 4 K。

一些学者认为物体表面发射率和波长存在一定的联系,其通过理论分析与假设建立了发射率和波长相关的数学模型,且在后续的研究中研制了一款四波长的光谱高温计利用此模型测得金属表面温度与发射率^[17-18]。文献 [19] 和文献 [20] 提出了一种发射率和波长之间存在对数关系的假设模型,该模型通过事先标定的方法求解出系统中的待定系数,配合采集到辐射信号求解出物体表面发射率和温度。此外,物体表表面的发射率还会受到物体在自身状态的影响,针对这种情况,文献 [21] 分析了高级高强钢 (AHSS, advanced high strength steels) 的合金成分,退火氛围,预退火表面状态等参数与波长之间的相互影响,建立了光谱发射率模型,通过实验验证了测量值与理论值具有良好的一致性。

此外,发射率-温度模型也是重要的假设模型之一,文献 [22] 构建了一种基于温度相关的理论发射率线性模型,利用此类模型反演真温的方法被称为二次测量法。在此基础上,此类方法被应用到火箭尾喷管的温度测试中,取得良好的结果,验证了该方法的实用性^[23],文献 [24] 分析了样品亮度温度和发射率之间的理论关系,发现了样品发射率的规律,为选择发射率样品提供了理论依据并且提高了真温反演速度。

上述模型的引入都旨在对光谱发射率进行求解,在多光谱测温系统中, n 个通道采集数据可以构成 n 个方程,物体表面真温具有唯一性以及 n 个通道所对应的发射率未知,共有 $n+1$ 个未知变量,该方程为一个欠定方程,有学者通过采用牛顿迭代法对该欠定方程进行求解得到发射率与目标温度值^[25]。该方法有效地解决了在物体发射率未知的情况下发射率和真温反演求解的问题,但其求解方法较为复杂且对温度和发射率初始值的

选取有一定要求,所以大部分学者们会引入上述模型,减少未知变量,使欠定方程转化为正定方程从而求解求得真温。但是使用上述模型时需要其与实际模型具有较高的匹配度,而针对不同的实际测量环境,如何选择合适的发射率模型缺少足够的理论依据,若选择不匹配的发射率模型,则可能造成较大的测量误差。文献 [26] 将优化算法的思想引入到真温反演中,提出一种奇偶通道所测温度平方差为目标函数的单目标极小值优化法,并在此基础上增加目标函数的数量,提出多目标极小值优化法^[27],文献 [28] 将粒子群和乘法函数相结合引入多光谱测温系统中,并在材料的冲击辐射温度的反演实验中取得了良好的结果,文献 [29] 提出一种带约束的内罚函数算法,可直接获得发射率和目标温度,利用光谱透过率可控的黑体炉来模拟和控制实际测量中物体表面的发射率的变化,通过对黑体炉的实际测量验证了该方法的可靠性。上述算法在求发射率和温度的过程中无需预先假设发射率与其他物理量之间的关系,但这些算法本身也存在一些缺陷,如可能陷入局部最优解和反演效率低下。

本文我们介绍了 5 种优化算法的基本思想并使用了参考温度模型来构造目标函数,通过对构造发射率模型进行仿真验证了五类优化算法可行性以及评估了算法在不同发射率模型下的性能,并评估了其在实际测量数据中反演温度的表现。

1 算法原理

为了更清晰地描述多光谱真温反演算法的基本原理,本文引入了一个参考温度模型。该模型有助于构建多光谱测温系统的目标函数。另外,目标函数中的变量是有物理约束的,在约束条件下,通过使目标函数最小化来求解真实温度,多光谱测温系统原理为通过光电传感器将物体表面不同波段的辐射信号转化为电压信号,利用参考温度模型构建出物体表面真温和发射率相关的目标函数。

2 反演模型构建

2.1 参考温度模型

对于多光谱测温系统,若系统中存在 n 个信号采集通道,则第 i 个通道 ($i=1, 2, \dots, n$) 的电压信号值为:

$$V_i = A_{\lambda_i} \cdot \epsilon(\lambda_i, T_i) \cdot (\lambda_i^5 (e^{c_2/\lambda_i T_i} - 1))^{-1}$$

其中: A_{λ_i} 是系统的校准因子,取决于通道的波长,大气窗口的透过率,光电传感器的物理结构,灵敏度,以及第一辐射常数等; λ_i 是第 i 个通道的有效波长; c_2 为第二辐射常数; T_i 是物体表面温度; $\epsilon(\lambda_i, T_i)$ 该条件下物体表面发射率;对于同一待测物体表面,应有 $T_1 = T_2 = \dots = T_n$ 。

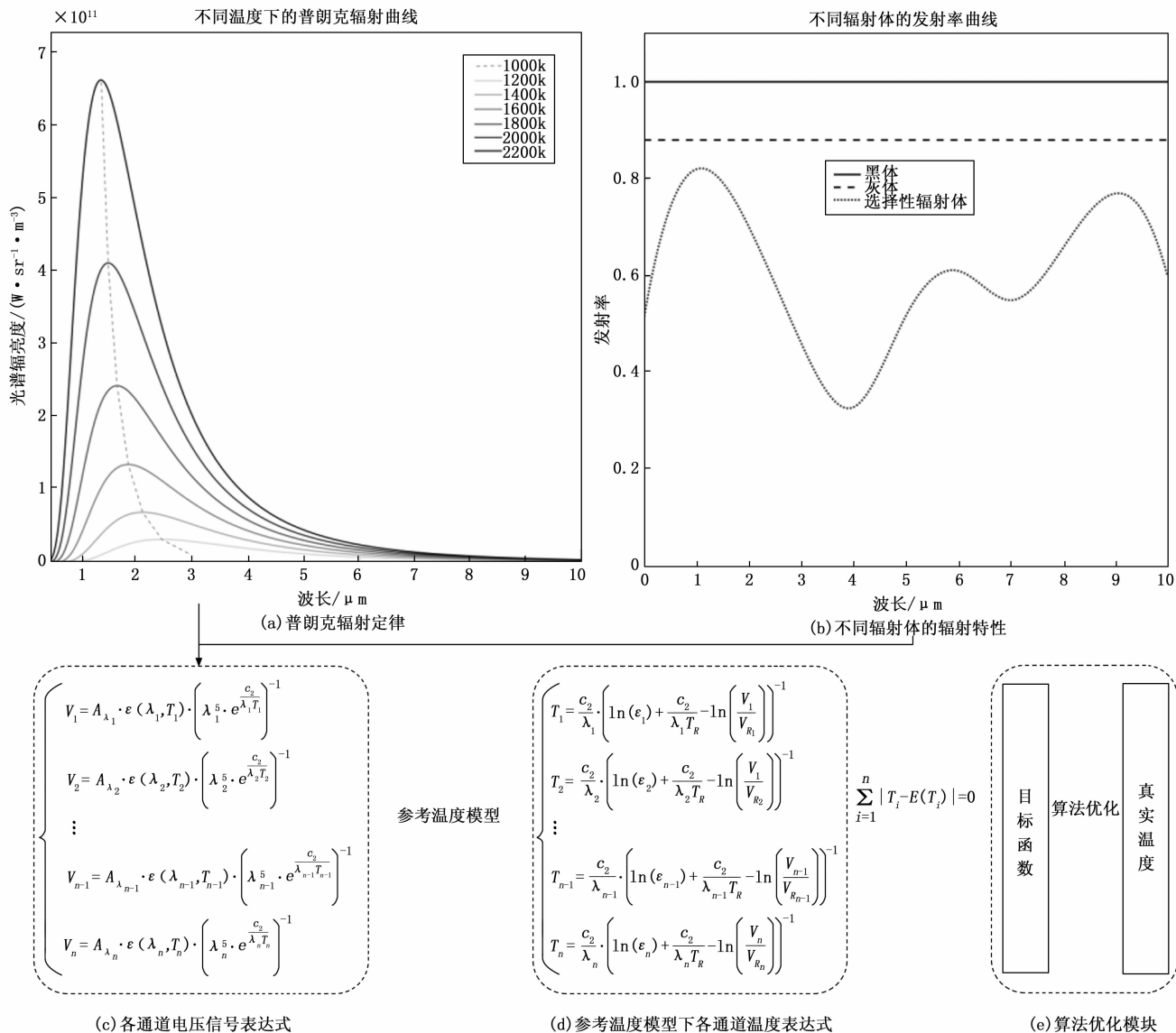


图 1 多光谱测温系统原理

$$WP = \frac{c_2}{(\lambda_i \cdot T_i)} \quad (2)$$

根据韦恩公式, 若测试系统满足 $WP \gg 1$, 则式

(1) 可以简化为:

$$V_i = A_{\lambda_i} \cdot \epsilon(\lambda_i, T_i) \cdot (\lambda_i^5 \cdot e^{c_2/\lambda_i T_i})^{-1} \quad (3)$$

若我们将被测参考物体选为黑体 ($\epsilon=1$), 其参考温度为 T_R , 此时第 i 个通道的电压 V_{R_i} 值为:

$$V_{R_i} = A_{\lambda_i} \cdot (\lambda_i^5 \cdot e^{c_2/\lambda_i T_R})^{-1} \quad (4)$$

利用式 (3) 和式 (4) 求比, 我们可以得到:

$$\frac{V_i}{V_{R_i}} = \epsilon(\lambda_i, T_i) \cdot e^{c_2/\lambda_i T_R - c_2/\lambda_i T_i} \quad (5)$$

对式 (5) 进行变化, 待测物体表面温度的表达式:

$$T_i = \frac{c_2}{\lambda_i} \left(\ln(\epsilon(\lambda_i, T_i)) + \frac{c_2}{\lambda_i T_R} - \ln\left(\frac{V_i}{V_{R_i}}\right) \right)^{-1} \quad (6)$$

该数学模型的使用需要预先对系统进行标定来获取

T_R 和 V_{R_i} , 需要注意的是, 为了确保该模型的精度, 标定物体的温度和发射率应具有良好的稳定性和较高的精度, 否则会使系统出现测量误差。

2.2 优化问题目标函数

式 (6) 已经指出在对模型进行参考温度标定后, 系统中同一通道内仅有一个未知量 $\epsilon(\lambda_i, T_i)$ 。当各个通道 $\epsilon(\lambda_i, T_i)$ 已知, 则可计算出各个通道所测得温度 T_i , 且由实际物理意义知 $T_1 = T_2 = \dots = T_n$, 则理论统计偏差为 0, 即:

$$\sum_{i=1}^n |T_i - E(T_i)| = 0 \quad (7)$$

$E(T_i) = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n T_i$ 代表所有通道测的温度的均值, 从式 (7) 我们可以将光谱发射率求解的问题简化为一个带有约束条件的极小值优化问题。由系统的实际

物理意义可知发射率的范围 ($0 \leq \epsilon(\lambda_i, T_i) \leq 1$), 此时令 $\epsilon(\lambda_i, T_i) = \epsilon$, 问题转化为:

$$\min_{\epsilon \in [0, 1]} F(\epsilon(\lambda_i, T_i)) = \sum_{i=1}^n |T_i - E(T_i)| \rightarrow 0 \quad (8)$$

式 (8) 为多光谱测温系统中的目标函数, 可以通过优化算法求得其最小值, 其取最小值时的即被认为物体表面发射率, 通过式 (6) 即可求得物体表面真温。

3 算法改进

对于上述最小优化问题, 高性能算法可以提高反演结果的准确性和运算效率。遗传算法 (GA, genetic algorithm) 和粒子群优化算法 (PSO, particle swarm optimization algorithm) 是两种常见的启发式优化算法, 广泛应用于科学研究、工程生产、金融等领域; 遗传算法在全局搜索方面具有很高的效率, 但收敛速度相对较慢。相比之下, 粒子群算法收敛速度较快, 但可能陷入局部最优解; 为了减轻这些缺陷的不利影响, 有学者将这两种算法结合起来形成混合算法, 并使用标准基准优化函数在数学层面上验证了其性能^[30]。本节将这些启发式优化算法引入到多光谱温度测量领域, 解决发射率和温度问题, 并对其可行性和性能进行了检验和评价。

遗传算法 (GA): 遗传算法最早由 Holland 教授提出^[31], 是目前最流行和应用最广的算法之一, 其核心思想在于模拟生物进化过程中自然选择, 遗传变异的机制; 将优化函数的可能解编码为“染色体”(通常表现为二进制字符串), 初始化其种群大小, 并根据优化目标函数评定每一个体的适应度, 根据适应度选择亲本个体通过交叉, 变异产生下子代个体, 用子代个体取代亲代个体然后重复上述步骤至满足终止条件, 种群中适应度低的个体会被淘汰, 适应度高的个体得以生存。

粒子群算法 (PSO): 粒子群优化算法在 20 世纪 90 年代年提出^[32], 其核心思想是模仿自然界生物集群合作的行为模式, 通过种群中个体之间的信息传递和合同协作搜索全局最优解。若在 d 维空间存在粒子群总数为 T 的粒子, 每个粒子有 3 个属性: 位置 x_{id} , 速度 v_{id} , 以及当前位置适应度 f_{id} 。第 i 个粒子经过 $n+1$ 次迭代后的位置由式 (9) 来决定:

$$x_{id}(n+1) = x_{id}(n) + v_{id}(n+1) \quad (9)$$

其中:

$$v_{id}(n+1) = \omega v_{id}(n) + c_1 r_{1d}(n)[g_{id}(n) - x_{id}(n)] + c_2 r_{2d}(n)[q_{id}(n) - x_{id}(n)] \quad (10)$$

其中: ω 是惯性权重因子用于控制粒子初速度的影响; $g_{id}(n)$ 是当前全局最优解, $q_{id}(n)$ 是当前粒子个体最优解; $c_1, c_2 \in [0.1, 2]$ 是学习因子, 分别控制粒子向种群和个体的学习程度; $r_{1d}(n), r_{2d}(n) \in [0, 1]$ 是第 n 次迭代生成的随机数, 为了提高算法的性能, 我们设置 $\omega \in [\omega_{\min}, \omega_{\max}]$ 且随着迭代次数 n 线

性衰减, 粒子通过不断迭代更新自身的位置与速度搜索空间最优解。

$$\omega = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \frac{n}{n_{\max}} \quad (11)$$

如上文所述, 有学者将这两种算法结合为混合算法。根据两种算法在过程中的耦合关系, 混合算法可分为 PSO-GA 并行混合进化算法 (PGPHEA, PSO-GA parallel hybrid evolutionary algorithm) 和 PSO-GA 串联混合进化算法 (PSO-GA series hybrid evolutionary algorithm)^[33] 以及群遗传算法 (SGA, swarming genetic algorithm)^[34], PGPHEA 算法的核心思想是将 PSO 算法模块和 GA 算法模块并联集成, 首先进行初始化种群, 将初始化的种群随机分配给 PSO 和 GA 的算法模块进行优化迭代。若当前迭代次数可以精准的除以用户指定的迭代次数 n_c 时, 在两个种群中随机挑选个体进行交换 (适应度越高的个体越容易被选中), 在每次交换完成后更新全局最佳值, 以及将进入 PSO 个体的个体最优值设置为自身, 惯性速度设置为 0, 重复上述过程, 直至满足终止条件。

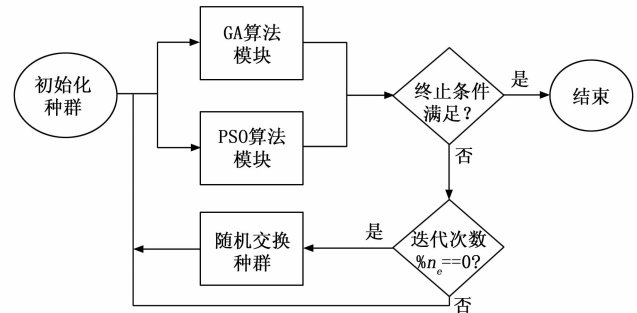


图 2 PGPHEA 算法流程

PGSHEA 的核心思想是将 PSO 和 GA 算法模块串联集成, 初始化 N 个种群后直接进入 PSO 算法模块对 N 个种群进行优化, 经过 n_p 次迭代后, 挑选出每个种群中最优秀的个体进行编码进入 GA 算法模块优化, 经过 n_g 次迭代将最优个体传种群, 随后重复上述过程直至满足终止条件。对于此类串联的耦合方式, 文献 [30] 中也提到了一种带有突变的混合粒子群优化器 (HPSOM, hybrid particle swarm optimizer with mutations), 该优化器在每次迭代后随机选择发生突变的粒子, 可视为一种特殊的 PGSHEA 算法。

还有一种耦合方式是将两种算法模块进行嵌套耦合, 如 SGA, 其核心思想是将 PSO 算法模块嵌套在 GA 算法模块的外环中, 每经历 n_g 的循环, 都会挑选 GA 种群中一个子群来进行 PSO 迭代 (初始速度为 0, 个体最优值为自身, 全局最优值为当前 GA 迭代所得全局最优值), n_g 次迭代后子群重新返回种群当中, 重复上述过程直至满足终止条件。

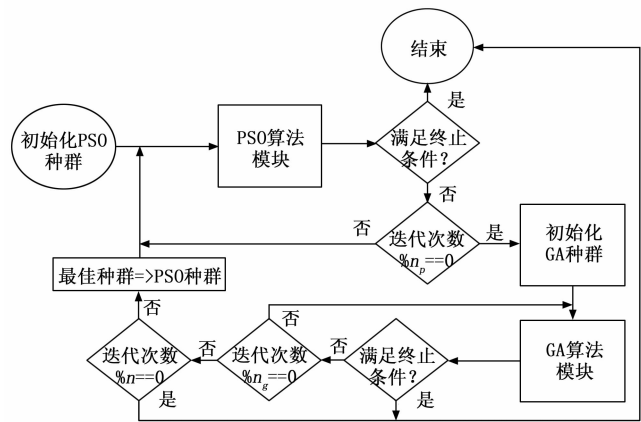


图 3 PGSHEA 算法流程

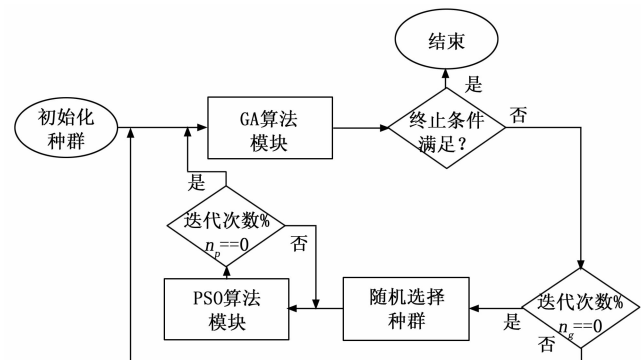


图 4 SGA 算法流程

4 实验结果与分析

4.1 仿真实验验证

为了测试上述优化算法反演真温的能力, 我们构造了上文中所提及的 5 种发射率模型, 以及一个随机发射率模型^[12-13]:

$$Model A: \varepsilon = a_0 + a_1 \lambda \quad (12)$$

$$Model B: \varepsilon = a_0 - a_1 \lambda \quad (13)$$

$$Model C: \varepsilon = a_0 + a_1 \lambda + a_2 \lambda^2 \quad (14)$$

$$Model D: \varepsilon = a_0 + a_1 \lambda + a_2 \lambda^2 + a_3 \lambda^3 \quad (15)$$

$$Model E: \varepsilon = \exp(\lambda^{(n)}) \quad (16)$$

$$Model F: \varepsilon = Random[0.4, 0.8] \quad (17)$$

其中: a_0, a_1, a_2, a_3 为常数, λ 表示各个通道下有效波长, $Model E$ 表示在区间 $\varepsilon \in [0.4, 0.8]$ 间进行随机取值, 设置物体表面真温为 1 800 K, 参考温度为 1 600 K, 8 个有效波长为 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1.0, 1.1。

上述的优化算法都具有一定的可变参数, 参数设置的合理与否将直接影响到反演算法的精度与效率, 如提高迭代次数和种群规模可在一定程度上提高算法的精度, 但会影响算法的效率。针对与参数的设置, 我们需要利用模型来对其进行试验。参数中影响精度和效率最

重要的两个参数为 GA 算法模块中的突变概率和各个算法模块迭代次数。突变概率决定优化算法跳出局部极值的能力, 但是过高的突变概率将会导致算法不稳定 (经试验突变概率应小于 25%), 在上述构造的发射率模型下, 多次平均温度反演结果如表 1, 结果表明在突变概率提高时, 部分算法的精度也随之提高, 但提高的精度不大, 另外超过 25% 会导致部分算法反演精度下降, 出现算法不稳定的情况。

表 1 不同突变概率下反演结果

突变概率/%	5	10	15	20	25
GA(K)	1 784.2	1 796.0	1 796.0	1 796.0	1 796.1
SGA(K)	1 772.1	1 788.7	1 789.4	1 789.5	1 788.4
HPSOM(K)	1 774.3	1 788.0	1 788.8	1 789.3	1 782.5
PGPHEA(K)	1 779.3	1 789.2	1 790.7	1 790.9	1 790.3

综上经多次实验测试后, 反演过程中所有优化算法的种群规模等于 100; 标准粒子群算法中参数设置 $c_1 = c_2 = 2, \omega_{min}, \omega_{max}, v_{max}$ 为问题约束空间的一半; 标准的遗传算法中, 每次迭代挑选出 30% 的精英个体进行精英交叉, 60% 的个体进行普通交叉, 10% 的个体发生随机突变。对于 3 种混合算法, PSO 算法模块的参数与标准 PSO 算法参数保持一致, 在 GA 算法模块中, 为了提高算法跳出局部极值的能力以及确保算法的稳定性, 将种群突变的概率提高至 20% (表 1), 即 20% 的个体发生随机突变, 20% 的适应度较高的个体进行精英交叉以及 60% 的普通个体发生交叉。此外, 对 SGA 来说, 遗传算法 (外环) 每迭代 ($n_g = 1$) 随机选择 20% 的种群进行 $n_p = 100$ 次 PSO 算法优化迭代 (内环), 对于 PGPHEA, 并行运行 PSO 和 GA ($n_g = n_p = \frac{1}{2}n$) 且 n_c 次循环后交换 50% 的随机个体。所有算法的总体迭代次数相同, 仿真环境为 AMD Ryzen™ 9-7945HX@5.20 GHz。

如图 5 所示, 算法反演结果在趋势上很好地跟踪了不同发射率模型的变化, 并且在某些模型中接近 (如图 5 (a))。然而, 随着模型复杂性的增加, 部分算法的反演结果与构造的发射率模型之间的偏差也越来越大, 相较于其他算法 HPSOM 算法的偏差最大, 其在模型 C、D 中与构造的发射率模型出现了较大偏差。

仿真结果如表 2 所示: 对于标准 GA 算法, 当发射率模型相对简单时, 其反演温度的能力非常高, 随着模型复杂度的增加, 反演精度出现下降, 但仍高于 PSO 和 HPSOM 算法; 对于标准 PSO 算法, 其反演精度略低于除 HPSOM 算法以外的其他算法, 但反演时间比远快于其他算法; 对于 SGA 算法, 相对于其他算法, 其精度较高; 对于 PGPHEA, 其反演精度相对一般, 但相对于其余两种混合算法的反演速度更快; 对于

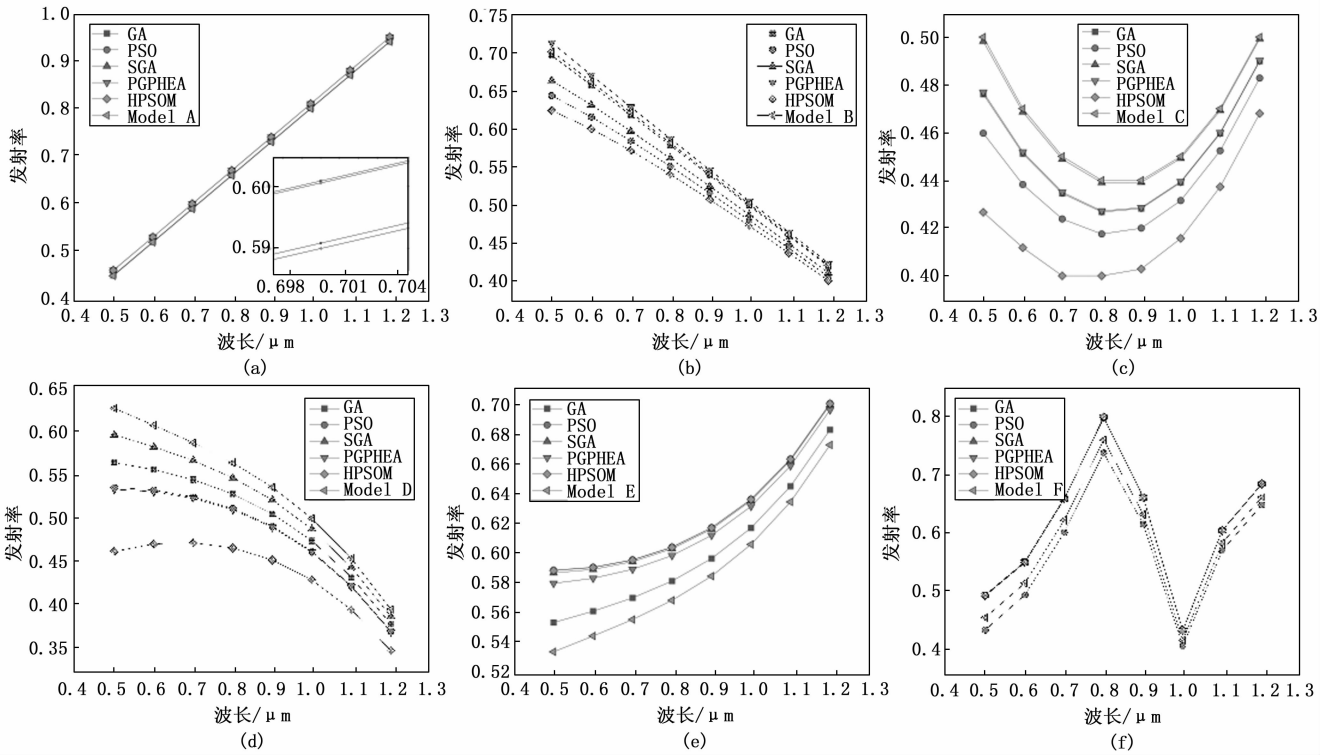


图 5 算法反演最优发射率 (图 a—图 f 分别显示了模型 A—F 的仿真结果)

表 2 模型 A—F 真实温度反演结果

算法	指标	A	B	C	D	E	F
GA	反演结果/K	1 799.8	1 800.9	1 805.5	1 811.8	1 796.0	1 790.9
	相对误差/%	-0.01	0.05	0.31	0.65	-0.20	-0.51
	反演时间/s	3.18	3.24	3.18	3.25	3.79	3.17
PSO	反演结果/K	1 797.1	1 809.8	1 809.5	1 817.7	1 789.2	1 809.5
	相对误差/%	-0.16	0.54	0.53	0.98	-0.60	0.53
	反演时间/s	0.08	0.07	0.07	0.08	0.09	0.06
SGA	反演结果/K	1 797.1	1 806.3	1 800.3	1 805.6	1 789.5	1 790.9
	相对误差/%	-0.16	0.35	0.02	0.31	0.58	-0.51
	反演时间/s	2.90	2.92	2.91	2.96	3.44	2.89
HPSOM	反演结果/K	1 797.1	1 813.3	1 818.1	1 834.6	1 789.3	1 790.8
	相对误差/%	-0.16	0.74	1.04	1.92	-0.59	-0.51
	反演时间/s	3.01	3.03	3.04	3.01	3.72	2.98
PGPHEA	反演结果/K	1 797.1	1 798.2	1 805.3	1 818.1	1 790.9	1 790.8
	相对误差/%	-0.16	-0.10	0.29	1.04	-0.51	-0.51
	反演时间/s	2.47	2.47	2.49	2.51	3.02	2.46

HPSOM, 如图 5 所示, 其反演精度低于其他算法, 最大相对误差为 1.92%。以上五种算法在反演精度和运行时间上有所不同, 但基本上都能正确地反演出目标的真实温度。

4.2 实际实验数据验证与分析

在上述仿真中, 我们已经验证了这些算法反演物

体表面真温的可行性, 但上述模型均为波长—发射率相关模型, 在实际测量中, 物体表面发射率与多种物理量有关, 为了验证这些优化算法在实际测量中的实用性和可靠性, 我们引入文献 [23] 等人的一篇测量火箭发动机喷嘴温度的文章中的数据作为验证数据 (表 3, 表 4)。

表 3 参考温度 ($T_R=2\ 252\ K$) 下的有效波长和测量值

通道	1	2	3	4	5	6	7	8
$\lambda_i/\mu m$	0.574	0.592	0.623	0.654	0.698	0.748	0.826	0.914
V_R/mV	39.4	139.7	117.5	363.7	345.0	493.9	320.7	406.7

表 4 固体火箭发动机的实际数据

测量次数	V_i/mV							
	1	2	3	4	5	6	7	8
1	46.3	254.1	165.3	481.5	367.8	495.0	273.7	323.5
2	46.3	254.1	170.2	476.6	372.7	500.0	278.6	328.4
3	46.3	244.2	165.3	471.6	362.8	495.0	268.7	323.5
4	46.3	244.2	170.2	481.5	372.7	509.9	283.6	333.4
5	46.3	249.1	160.3	471.6	362.8	490.1	268.7	318.5
6	46.3	244.2	160.3	461.7	352.9	480.2	253.9	303.7
7	41.3	234.3	155.4	456.8	343.0	465.3	248.9	293.8
8	46.3	244.2	160.3	461.7	352.9	475.2	253.9	298.7
9	41.3	239.2	155.4	461.7	343.0	470.3	253.9	303.7
10	41.3	239.2	155.4	456.8	343.0	470.3	248.9	298.7
11	41.3	234.3	155.4	451.8	333.1	460.4	239.0	293.8
12	41.3	239.2	155.4	456.8	343.0	470.3	248.9	298.7

多光谱真温反演算法的 12 次反演的最好结果和平均相对误差见表 5, 我们可以看出 GA 算法和 PGPHEA 算法在反演精度上略高于其他算法; PSO, SGA, HPSOM 算法在反演精度上十分接近, 且平均相对误差均小于 1.17%, 证明了这些算法在实际测量中可行性。此外, 通过实验验证了参考温度模型的引入, 使多光谱测温系统在实际测量温度时仅需提前标定一个参考值, 而无需预先假设发射率模型。

表 5 算法反演结果

	GA	PSO	SGA	HPSOM	PGPHEA
最佳反演结果/K	2 482.2	2 475.1	2 471.7	2 503.7	2 484.0
平均相对误差/%	0.95	1.14	1.17	1.15	0.88

5 结束语

本文在参考温度模型的基础上, 将光谱发射率求解问题转化为最小值优化问题, 并引入 5 种优化算法求解该问题, 并通过多次实验寻求其算法最佳参数。在不同光谱发射率模型的仿真中, GA 算法总体上具有较高的精度, PSO 算法的反演速度最快, SGA 算法在 C 和 D 模型中具有较高的精度, PGPHEA 算法的精度相对一般, 但与其他混合算法相比速度较快, HPSOM 的精度低于其他算法, 最大相对误差为 1.92%。仿真结果表明了五种算法解决上述问题的可行性, 最后利用火箭喷管实际测量数据反演真实温度, 最大平均误差为 1.17%, 解决了多光谱测温系统中发射率的求解和真温反演的问题, 为不同模型下算法的选择提供了依据。

参考文献:

[1] 孙晓刚, 李成伟, 戴景民, 等. 多光谱辐射测温理论综述

[J]. 计量学报, 2002 (4): 248-250.

[2] Araújo A. Multi-spectral pyrometry—a review [J]. Measurement Science and Technology, 2017, 28 (8): 082002.

[3] SUN B, SUN X, LUAN M, et al. Development of a pyrometer that measures the true temperature field of the two-dimensional array [J]. Applied Sciences, 2020, 10 (8): 2888.

[4] HUANG H, ZHANG Z, NIU Y, et al. Review of multi-spectral radiation thermometry data processing algorithms [J]. Infrared Physics & Technology, 2023, 129: 104573.

[5] 戴景民. 辐射测温的发展现状与展望 [J]. 自动化技术与应用, 2004 (3): 1-7.

[6] GAO S, FENG C, WANG L, et al. Multi-spectral temperature measurement method for gas turbine blade [J]. Optical Review, 2016, 23 (1): 17-25.

[7] VUELBAN E M, GIRARD F, BATTUELLO M, et al. Radiometric techniques for emissivity and temperature measurements for industrial applications [J]. International Journal of Thermophysics, 2015, 36: 1545-1568.

[8] LIANG M, SUN B, SUN X, et al. Development of a new fiber-optic multi-target multispectral pyrometer for achievable true temperature measurement of the solid rocket motor plume [J]. Measurement, 2017, 95: 239-245.

[9] FERNANDEZ A, FELICE R, TERRAZAS-NájERA C A, et al. Implications for accurate surface temperature monitoring in powder bed fusion: Using multi-wavelength pyrometry to characterize spectral emissivity during processing [J]. Additive Manufacturing, 2021, 46: 102138.

[10] YANG Z, WANG B, DAI J, et al. Development of multi-spectral pyrometer for measuring cathode surface temperature of pulsed vacuum arc discharge [J]. Results in Physics, 2023, 53: 107014.

[11] WANG Z, DAI J, YANG S. The development of a multi-spectral pyrometer for achievable true temperature field measurements of the explosion flame [J]. Measurement Science and Technology, 2023, 34 (6): 065501.

[12] WEN C D, MUDAWAR I. Emissivity characteristics of polished aluminum alloy surfaces and assessment of multi-spectral radiation thermometry (MRT) emissivity models [J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2005, 48 (7): 1316-1329.

[14] HOTTEL H C, BROUGHTON F P. Determination of true temperature and total radiation from luminous gas flames [J]. Industrial & Engineering Chemistry Analytical Edition, 1932, 4 (2): 166-175.

[15] JIANG Z W, LUO Z X, ZHOU H C. A simple measurement method of temperature and emissivity of coal-fired flames from visible radiation image and its application in a CFB boiler furnace [J]. Fuel, 2009, 88 (6): 980-987.

[16] BOUVRY B, CHEYMOL G, RAMIANDRISOA L, et al. Multispectral pyrometry for surface temperature

