

# 旅行商问题(TSP)的几种求解方法

田贵超,黎明,韦雪洁

(南昌航空工业学院测试技术与控制工程系,江西 南昌 330034)

**摘要:**旅行商问题(TSP)是组合优化领域里的一个典型的、易于描述却难以处理的 NP 完全难题,其可能的路径数目与城市数目是呈指数型增长的,求解非常困难。而快速、有效地解决 TSP 有着重要的理论价值和极高的实际应用价值。该文首先介绍了什么是 TSP,接着论述了六种目前针对 TSP 比较有效的解决方法(模拟退火算法、禁忌搜索算法、Hopfield 神经网络优化算法、蚁群算法、遗传算法和混合优化策略)的基本思想,并且简单阐述了它们的求解过程,最后分别指出了各自的优缺点并对解决 TSP 的前景提出了展望。

**关键词:**旅行商问题;组合优化;路径;展望

**中图分类号:**TP301.6 **文献标识码:**A

## Several Methods for Solving Traveling Salesman Problem

TIAN Gui - chao, LI Ming, WEI Xue - jie

(Department of Test & Control Engineering, Nanchang Institute of Aeronautical Technology,  
Nanchang Jiangxi 330034, China)

**ABSTRACT:**The Traveling Salesman Problem (TSP) is one of the typical NP - Complete hard problems in combinatorial optimization, which is easy to be described but hard to be solved. Its possible amounts of path increase exponentially with the amounts of city, so it is very difficult to solve. But to solve TSP quickly and effectively has important theoretical values and high practical application values. TSP is first introduced in this paper. Then the basic thoughts of six effective methods (simulated annealing algorithm, taboo search algorithm, Hopfield neural networks optimization algorithm, ant colony algorithm, genetic algorithms and hybrid optimization strategy) for solving TSP and their processes are discussed. At last, the advantages and disadvantages of the six main solving methods are respectively indicated, and the prospect for the future of solving TSP is provided.

**KEYWORDS:**Traveling salesman problem (TSP); Combinatorial optimization; Path; Prospect

### 1 引言

旅行商问题(Traveling Salesman Problem, 简称 TSP)即给定  $n$  个城市和两两城市之间的距离,要求确定一条经过各城市当且仅当一次的最短路线。其图论描述为:给定图  $G = (V, A)$ ,其中  $V$  为顶点集,  $A$  为各顶点相互连接组成的边集,设  $D = (d_{ij})$  是由顶点  $i$  和顶点  $j$  之间的距离所组成的距离矩阵,要求确定一条长度最短的 Hamilton 回路,即遍历所有顶点当且仅当一次的最短距离。

旅行商问题可分为如下两类:

1) 对称旅行商问题( $d_{ij} = d_{ji}, \forall i, j = 1, 2, 3, \dots, n$ );

2) 非对称旅行商问题( $d_{ij} \neq d_{ji}, \exists i, j = 1, 2, 3, \dots, n$ )。

非对称旅行商问题较难求解,我们一般是探讨对称旅行商问题的求解。

若对于城市  $V = \{v_1, v_2, v_3, \dots, v_n\}$  的一个访问顺序为  $T = \{t_1, t_2, t_3, \dots, t_i, \dots, t_n\}$ ,其中  $t_i \in V (i = 1, 2, 3, \dots, n)$ ,且记  $t_{n+1} = t_1$ ,则旅行商问题的数学模型为<sup>[1]</sup>:  $\min L = \sum_{i=1}^n d_{t_i, t_{i+1}}$ 。

TSP 是一个典型的组合优化问题,并且是一个 NP 完全难题,是诸多领域内出现的多种复杂问题的集中概括和简化形式,并且已成为各种启发式的搜索、优化算法的间接比较标准。因此,快速、有效地解决 TSP 有着重要的理论价值和极高的实际应用价值<sup>[2]</sup>。

基金项目:国家自然科学基金(60475002)

收稿日期:2005-06-30

## 2 主要求解方法

基于 TSP 的问题特性,构造型算法成为最先开发的求解算法,如最近邻点、最近合并、最近插入、最远插入、最近添加、贪婪插入等。但是,由于构造型算法优化质量较差,迄今为止已开发了许多性能较好的改进型搜索算法<sup>[3]</sup>,主要有:

- 1) 模拟退火算法
- 2) 禁忌搜索算法
- 3) Hopfield 神经网络优化算法
- 4) 蚁群算法
- 5) 遗传算法
- 6) 混合优化策略

### 2.1 模拟退火算法方法

#### 2.1.1 基本思想

模拟退火算法(simulated annealing, SA) 是基于 Monte Carlo 迭代求解策略的一种随机寻优算法,其出发点是基于物理中固体物质的退火过程与一般组合优化问题之间的相似性。SA 算法由某一较高初温开始,结合具有概率突跳特性的 Metropolis 抽样策略在解空间中随机寻找目标函数的全局最优解,伴随温度参数的不断下降重复抽样过程,最终得到问题的全局最优解。

从算法结构知,新状态产生函数、新状态接受函数、退温函数、抽样稳定准则和退火结束准则(简称三函数两准则)以及初始温度是直接影响算法优化结果的主要环节<sup>[3]</sup>。

#### 2.1.2 求解 TSP

1) 编码选择:采用描述 TSP 解的最常用的一种策略——路径编码。

2) SA 状态产生函数的设计:对于基于路径编码的 SA 状态产生函数操作,可将其设计为:① 互换操作(SWAP);② 逆序操作(INV);③ 插入操作(INS)。

3) SA 状态接受函数的设计: $\min\{1, \exp(-\Delta/t)\} > \text{random}[0,1]$  准则是作为接受新状态的条件最常用的方案,其中  $\Delta$  为新旧状态的目标值差,  $t$  为“温度”。

4) 初温和初始状态:最常用且可理解的初温确定方案是,首先随机产生一组状态,确定两两状态间的最大目标值差:  $|\Delta_{\max}|$ , 然后由式  $t_0 = -|\Delta_{\max}|/\ln p_r$ , 其中  $p_r$  为初始接受概率(理论上应接近 1, 实际设计时也可以取 0.1)。初始状态可采用启发式算法(如 2opt 方法)快速得到一个解,并以此为 SA 的初始状态。

5) 退温函数的设计:指数退温函数是最常用的退温策略( $t_k = \lambda t_{k-1}$ ,  $\lambda$  为退温速率)。

6) 温度修改准则和算法终止准则的设计:可采用阈值法设计的“温度修改”和“算法终止”两准则。

### 2.2 禁忌搜索算法

#### 2.2.1 基本思想

禁忌搜索(Tabu Search 或 Taboo Search, 简称 TS) 是一种亚启发式搜索技术<sup>[4]</sup>, 由 Glover 在 1986 年首次提出, 进而

形成一套完整算法<sup>[5,6]</sup>。它是对局部邻域搜索的一种扩展, 是一种全局逐步寻优算法, 是对人类智力过程的一种模拟。TS 算法通过引入一种灵活的存储结构和相应的禁忌准则来避免迂回搜索, 并通过藐视准则来赦免一些被禁忌的优良状态, 进而保证多样化的有效探索以最终实现全局优化。

简单 TS 算法的基本思想是: 给定一个当前解(初始解)和一种邻域, 然后在当前解的邻域中确定若干候选解; 若最佳候选解对应的目标值优于“best so far”状态, 则忽视其禁忌特性, 用其替代当前解和“best so far”状态, 并将相应的对象加入禁忌表, 同时修改禁忌表中各对象的任期; 若不存在上述候选解, 则选择在候选解中选择非禁忌的最佳状态为新的当前解, 而无视它与当前解的优劣, 同时将相应的对象加入禁忌表, 并修改禁忌表中各对象的任期; 如此反复上述迭代搜索过程, 直至满足停止准则。邻域函数、禁忌对象、禁忌表和藐视准则, 构成了禁忌搜索算法的关键。

#### 2.2.2 求解 TSP

基于禁忌搜索算法的一般设计原则, 对典型的组合优化问题 TSP, 其算法可以按如下方案实现:

1) 初始解: 可随机产生也可基于问题信息借助一些启发式方法产生以保证一定的初始性能。

2) 邻域结构: 常用方法是互换(SWAP)、插入(INSERT)、逆序(INVERSE)等操作。

3) 候选解的选择: 通常取当前解的邻域解集的一个子集作为候选解集, 而取其中的满足藐视准则或非禁忌的最优状态为最佳候选解。

4) 禁忌表及其长度: 建议尝试自适应长度法, 譬如根据目标值更新的情况或禁忌频率信息来适当增加或缩短禁忌表长度。

5) 藐视准则: 采用若某个状态的性能优于“best so far”状态, 则忽视其禁忌属性, 直接选取它为当前状态。

6) 集中搜索和分散搜索策略: 分别采用在一定步数的迭代后基于最佳状态进行重新初始化并对其邻域进行多步趋化性搜索和对算法的重新随机初始化或是根据频率信息对一些已知对象进行惩罚。

7) 终止条件: 给定最优状态连续保持不变的最大持续迭代步数。

大量研究表明禁忌搜索算法具有模拟退火、遗传算法等智能优化算法相当的性能, 甚至更优越。

### 2.3 Hopfield 神经网络优化算法

#### 2.3.1 基本思想

神经网络优化算法就是利用神经网络中神经元的协同并行计算能力来构造的优化算法, 它将实际问题的优化解与神经网络的稳定状态相对应, 把实际问题的优化过程映射为神经网络系统的演化过程。Hopfield 网络是典型的全连接网络, 通过在网络中引入能量函数以构造动力学系统, 并使网络的平衡态与能量函数的极小解相对应, 从而将求解能量函数极小解的过程转化为网络向平衡态的演化过程。

### 2.3.2 求解 TSP

在用 Hopfield 网络求解优化问题之前,必须将问题映射为相应的神经网络。对 TSP 的求解,首先将问题的合法解映射为一个置换矩阵,并给出相应的能量函数,然后将满足置换矩阵要求的能量函数的最小值与问题的最优解相对应。

若以  $X, Y$  表示城市,  $i$  表示第几次访问,  $d_{XY}$  表示城市间的距离,  $V_{xi}$  表示矩阵中的第  $X$  行第  $i$  列的元素,则可构造出能量函数为:

$$E = \frac{A}{2} \sum_X \sum_i \sum_{j \neq i} V_{xi} V_{xj} + \frac{B}{2} \sum_i \sum_X \sum_{Y \neq X} V_{xi} V_{yi} + \frac{C}{2} \left( \sum_X \sum_i V_{xi} - n \right)^2 + \frac{D}{2} \sum_X \sum_{Y \neq X} \sum_i d_{XY} V_{xi} (V_{Y,i+1} + V_{Y,i-1})$$

网络的动态方程可表示为:

$$\frac{du_{xi}}{dt} = -\frac{u_{xi}}{\tau} - A \sum_{j \neq i} V_{xi} - B \sum_{Y \neq X} V_{yi} - C \left( \sum_X \sum_i V_{xi} - n \right) - D \sum_Y d_{XY} (V_{Y,i+1} + V_{Y,i-1})$$

$$V_{xi} = f(u_{xi}) = \frac{1}{2} \left[ 1 + \tanh \left( \frac{u_{xi}}{u_0} \right) \right]$$

这是  $n \times n$  个神经元状态方程的通用表达式。为求得 TSP 的优化结果,需要求解  $n \times n$  个非线性一阶联立微分方程式,以得到置换矩阵中  $n \times n$  个元素的全部状态。

例如可采用如下参数并给定个城市的位置和相互距离求解  $n$  个城市的 TSP:

$$\tau = 1, A = B = 500, C = 200, D = 500, u_0 = 0.02$$

起始条件为随机噪声,令起始  $u_{xi}$  如下式:

$$\left. \begin{aligned} u_{xi} &= u_{00} + \delta u_{xi} \\ -0.1u_0 &\leq \delta u_{xi} \leq 0.1u_0 \end{aligned} \right\}$$

而  $u_{00}$  满足在  $t = 0$  时  $\sum_X \sum_i V_{xi} = n$  以利于收敛<sup>[7]</sup>。利用数值计算方法对此微分方程组求解,经若干次迭代即可求得网络各神经元的最终状态。

## 2.4 蚁群算法方法

### 2.4.1 基本思想:

蚁群算法是一种新型的模拟进化算法,由意大利学者 M. Dorigo、V. Maniezzo 和 A. Colorini 等人在 90 年代首先提出<sup>[8,9]</sup>,称之为蚁群系统(ant colony system)。它是受到人们对自然界中真实的蚁群集体行为的研究成果的启发而提出的一种基于种群的模拟进化算法。生物学研究表明一群互相协作的蚂蚁能够找到食物源和巢之间的最短路径,而单只蚂蚁则不能。蚂蚁间相互协作的方法是它们在运动过程中,能够在所经过的路径上留下一一种称之为外激素(pheromone)的物质进行信息传递,而且蚂蚁在运动过程中能够感知这种物质,并以此指导自己的运动方向,因此由大量蚂蚁组成的蚁群集体行为便表现出一种信息正反馈现象:某一路径上走过的蚂蚁越多,则后来者选择该路径的概率就越大。该算法已经成功地解决诸如 TSP 问题等多种组合优化问题,结果可与模拟退火、遗传算法等通用的启发式算法相媲美。

### 2.4.2 求解 TSP

蚁群算法与其他模拟进化算法一样,通过候选解组成的群体进化过程来寻找最优解。求解 TSP 的工作过程为:首先将  $m$  只蚂蚁按照一定的规则(例如随机)分布在  $n$  个城市,然后每一只蚂蚁寻找出一条可行路径并进行局部信息更新(the local updating rule),最后寻出所有蚂蚁找到的最好路径进行全局信息更新(the global updating rule)。

## 2.5 遗传算法方法

### 2.5.1 基本思想

遗传算法(Genetic Algorithms,简称 GA)是一种高度并行、随机和自适应的优化算法,其基本思想是基于 Darwin 的进化论和 Mendel 的遗传学说。该算法最早由美国密执安大学的教授于 1975 年创建<sup>[10]</sup>,它将问题的求解表示成“染色体”的适者生存过程,通过“染色体”群的一代代不断进化,包括复制、交叉和变异等操作,最终收敛到“最适应环境”的个体,从而求得问题的最优解或满意解。

通常遗传算法的设计是按以下步骤进行的:①确定问题的编码方案;②确定适配置函数;③算法参数的选取;④遗传算子的设计;⑤确定算法的终止条件。

### 2.5.2 求解 TSP

近年来,遗传算法已被成功的应用于工业、经济管理、交通运输、工业设计等不同领域,解决了许多问题<sup>[11]</sup>。基于遗传算法求解 TSP 的算法实现,以下几个方面需要说明:

1) 遗传基因编码方法:目前主要有以下三种比较有效的方法:①顺序表示(1985 年 Grefenstette<sup>[12]</sup>等提出);②路径表示(path representation);③布尔矩阵表示(1992 年 Fox 和 McMahon 等<sup>[13]</sup>提出)。

#### 2) 遗传操作算子:

①选择算子:对于求解 TSP,常用的选择机制有轮盘赌选择(roulette wheel selection)机制、最佳个体保存(elitist model)选择机制、期望值模型(expected value model)选择机制、排序(ranking)选择机制、联赛选择模型(tournament selection model)机制等。

②交叉算子:采用顺序表示技术可以采用基本遗传算法的交叉操作例如单点交叉、两点交叉、多点交叉和均匀交叉;采用路径表示的可用部分匹配交叉(Partially Matched Crossover, PMX)、顺序交叉(Ordered Crossover, OX)、循环交叉(Cycle Crossover, CX)、边重组(Edge Recombination, ER)交叉;采用布尔矩阵表示的有它独特的交(intersection)和并(union)算子。

③变异算子:采用顺序表示的可采用基本位变异、均匀变异、边界变异、非均匀变异和高斯变异;采用路径表示的可用位点变异、逆转变异、对换变异和插入变异<sup>[14]</sup>。

另外适应度函数可取为哈密尔顿圈的长度倒数(无惩罚函数),初始种群可用随机方法产生,再确定相应的控制参数及可求解。

## 2.6 混合优化策略方法

### 2.6.1 背景和方法

随着科技的发展和工程问题的拓宽,问题的规模和复杂度越来越大,传统算法的优化结果不够理想和单一算法性能改进的局限,以及新的优化算法的提出的困难,结合指导性搜索算法和启发式算法的各自优点来构造新算法应运而生。其出发点就是使各种单一算法相互取长补短,提高优化性能和效率。近年来,混合优化策略得到了较广泛的一个应用,并取得了理想的效果,其设计与分析已成为算法研究的一个热点。

例如利用遗传算法和模拟退火算法结合可以构造成的GASA混合优化策略,这种混合不仅是算法结构上的,而且是搜索机制和进化思想上的相互补充,为较好解决复杂优化问题提供了有力的途径。

### 2.6.2 求解 TSP

譬如大规模 TSP 的求解,鉴于问题整体求解的复杂性,在设计算法时可以先考虑空间的分解,利用聚类的方法将问题分解为若干子问题,然后先用启发式方法快速得到子问题的近似解,而后以其为初始状态利用 GA,SA,TS 等方法和规则性搜索在一定的混合方式下进行指导性优化,待各子问题求解完毕用临近原则确定问题的整体解,再利用局部改进算法对其作进一步加工以得到问题的最终解<sup>[3]</sup>。

## 3 各种方法的优缺点及比较

由于 TSP 的典型性,在过去的几十年里人们研究了许许多多的求解方法。除了以上介绍的求解方法以及它们的各种改进型方法(如 very fast simulated annealing, VFSA<sup>[15]</sup> 和多种群遗传算法<sup>[16]</sup>)外,还有一些其他的方法也可求解 TSP,比如:n-opt 法,贪心算法,爬山法(HC 法),回溯法,分支限界法,EP,混沌搜索、模糊优化等。

SA,GA 和 TS 作为具有全局优化性能的典型 Meta-heuristic 算法代表,与人工神经网络统称为四大现代启发式算法。蚁群算法是 90 年代初才被提出的全新的算法,而混合优化策略由于缺乏严格且丰富的理论研究和效率分析也是近年来也才得到发展和应用。概括地讲,SA 算法的实验性能具有质量高、初值鲁棒性强、通用易实现的优点,最大缺点是往往优化过程较长;GA 的两个最显著的优点是隐含并行性和全局解空间搜索,但实际应用时易出现早熟收敛和收敛性能差等缺点;TS 算法是一种局部搜索能力很强的全局迭代寻优算法,不足之处在于对初始解较强的依赖性和串行的迭代搜索过程;Hopfield 神经网络优化算法具有简单、规范、快速等优点,但是其优化性和鲁棒性比较差;蚁群算法是一种本质并行的算法,但其搜索时间比较长,也容易陷于局部最优解,使搜索停滞;混合优化策略若能得到有效的设计,真正做到不同方法的取长补短将会产生更好的优化效率。

由于很少有论文提供求解 TSP 的一些特定实例的计算时间,而只报道函数评估的次数,这使得不同方法之间的比

较略显困难,因为不同的算子具有不同的时间复杂性。目前的大多数文献都是将所提方法与其他方法作比较,比较中使用的两类主要的测试实例为:

1) 随机分布的 TSP 城市。典型情况是与一个均匀随机变量相对应并假定采用欧式距离度量。这里,关于最短的 TSP 路径的期望长度  $L^*$  的一个经典公式为  $L^* = k \sqrt{n \cdot R}$ ,其中  $n$  为城市数目, $R$  是一个正方形的面积,随机放置的各城市均位于该正方形之内, $k$  为一个经验常数,称为 Held-Karp 下界。对于  $n$  城市的随机欧氏 TS( $n \geq 100$ ), $k$  与  $\sqrt{n}$  的期望比例关系为  $k = 0.70805 + \frac{0.52229}{\sqrt{n}} + \frac{1.31572}{n} - \frac{3.07474}{n\sqrt{n}}$ 。Bonomi 和 Lutton<sup>[17]</sup> 建议采用  $k = 0.749$ 。

2) TSP 公共测试实例库(TSPLIB<sup>[18]</sup>)。它还提供了有文献报道的最优解或目前已知的最好解<sup>[19]</sup>。

## 4 结论与展望

对于 TSP,目前还不存在能找到完美解的方法,这个问题是 NP 难的<sup>[20]</sup>;目前还没有任何算法能与城市总数呈多项式关系的时间复杂性下找到完美解。我们只能产生一些近似完美解,在合理的运行时间里使其与完美解尽可能的接近。

从目前发表的各种求解 TSP 的论文的结论来看,少于 100 个城市的 TSP 例子很适合于用全局优化技术求解,但是要考虑到城市规模比这大得多的 TSP 实例则需要采用启发式方法。

为了进一步提高算法的全局优化能力,避免搜索过程陷入局部极小,现已提出的改进策略主要有:并行多邻域搜索,平滑优化曲面形状,引进重升温、熵抽样等高级技术等。对于复杂优化问题,单一机制的优化算法很难实现全局优化,且效率较低。多种优化机制和邻域搜索结构相混合,是能较大程度提高全局优化度和鲁棒性的有力途径,并可一定程度上放松对单一算法参数选择的苛刻性。所以混合优化策略会是一种趋势。

对于 TSP 的求解,我认为以后在以下几个方面可能会有很好的进展:1) 新的方法的提出;2) 基于目前各种方法的改进;3) 混合优化策略的发展等。我们希望最终人们能找到一种求解 TSP 的完美方法。

### 参考文献:

- [1] 周明,孙树栋. 遗传算法原理及应用[M]. 国防工业出版社,1999. 143.
- [2] 陈国良,等. 遗传算法及其应用[M]. 人民邮电出版社,1996. 137.
- [3] 王凌. 智能优化算法及其应用[M]. 清华大学出版社,2001. 32-33.
- [4] F Glover. Future paths for integer programming and links to artificial intelligence[J]. Computers and Operations Research.

1986,13:533 - 549.

- [5] F Glover. Tabu Search: part I [J]. ORSA Journal on Computing, 1989, 1:190 - 206.
- [6] F Glover. Tabu Search: part II [J]. ORSA Journal on Computing, 1990, 2: 4 - 32.
- [7] 阎平凡,张长水. 人工神经网络与模拟进化计算[M]. 清华大学出版社,2000. 133 - 139.
- [8] M Dorigo. Optimization, Learning and Natural Algorithm (in Italian)[M]. Ph. D. thesis, Dipartimento di Elettronica, Politecnico di Mi2 Iano, IT, 1992.
- [9] M Dorigo, V Maniezzo and A Colomi. The ant system: Optimization by a colony of cooperating agents [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part B, 1996, 26 (1) : 29 - 41.
- [10] J H Holland. Adaptation in Natural and Artificial Systems[M]. Ann Arbor: University of Michigan press,1975.
- [11] [日] 玄光男, 程润传. 遗传算法与工程设计[M]. 科学出版社,2000.
- [12] J J Grefenstette. Genetic Algorithms for the Salesman Problem[C]. In: Proceedings of the First International Conference on Genetic Algorithms, Lawrence Erlbaum Associates, Publishers, 1985. 160 - 165.
- [13] B R Fox, M B McMahon. Genetic Operators for the Sequencing Problems. Foundations of Genetic Algorithms[M]. In: Rawlins G J E. Morgan Kaufmann Publishers,1991.284 - 300.
- [14] 王小平,曹立明. 遗传算法 - 理论、应用与软件实现[M]. 西安交通大学出版社,2002. 123 - 129.
- [15] L Ingber. Very fast simulated annealing[J]. Math Comput Modeling,1989,12:967 - 973.
- [16] T Kuo, S Y Hwang. A genetic algorithm with disruptive selection[J]. IEEE Transactions on System Man, and Cybernetics,1996,26(2):299 - 306.
- [17] E Bonomi and J L Lutton. The n - city Traveling Salesman Problem: Statistical Mechanics and the Metropolis Algorithm[J]. SIAM Review, 1984,26:551 - 568.
- [18] G Reinelt. TSPLIB - A Traveling Salesman Problem Library[J]. ORSA Journal of Computing, 1991,3(4):376 - 384.
- [19] Zbigniew Michalewicz, David B. Fogel. How to Solve It: Modern Heuristics [M]. USA,1999.
- [20] M Garey and D Johnson. Computers and Intractability[M]. W. H. Freeman, San Francisco, CA,1979.

#### [ 作者简介 ]



**田贵超**(1982.1 -),男(汉族),山东临沂人,硕士研究生,主要研究方向为遗传算法、图像处理。

**黎明**(1965.2 -),男(汉族),江西樟树人,教授,南京航空航天大学博士生兼职导师,主要研究方向为图像处理、模式识别、神经网络和遗传算法。

**韦雪洁**(1981.11 -),女(壮族),广西马山人,硕士研究生,主要研究方向为遗传算法、图像处理。

(上接第 109 页)



图 6 复合型两点多段法校正效果图

#### 参考文献:

- [1] 王跃明,陈建新,刘银年,薛永祺. 红外焦平面器件两点多段非均匀性校正算法研究[J]. 红外与毫米波学报,2003, 22(6):415 - 418.
- [2] L DAVID,SARKADYKA. Linear theory of nonuniformity correction in infrared staring sensors[J]. Optical Engineering, 1993,32(8): 1854, 1859.
- [3] 刘会通,马红伟. 红外焦平面非均匀性校正若干方案的设计和分析[J]. 激光与红外,2003,33(4):277 - 279.
- [4] 胡贵红,陈钱,沈晓燕. 红外焦平面探测器响应非线性的测定[J]. 光电子·激光,2003,14(5):490 - 492.

- [5] 刘会通,孔令彬. 红外焦平面阵列非均匀性校正算法的分析和改进[J]. 半导体光电,2003,24(5):360 - 362.

#### [ 作者简介 ]



**郑军**(1976 -),男(汉族),广东梅县人,中国科学技术大学硕士研究生,研究方向为红外图像非均匀性校正算法研究与实现。

**郭立**(1946 -),男(汉族),广西柳州人,中国科学技术大学教授博士生导师,主要研究领域为集成电路与系统的设计,语音与图像压缩,传输理论与实现技术的研究等。

**郭利生**(1978 -),男(汉族),内蒙古包头人,中国科学技术大学硕士研究生,研究方向为运动目标检测。

**焦荣惠**(1980 -),男(汉族),江西吉水人,中国科学技术大学硕士研究生,研究方向为运动目标估计。