

## 摘要

电力变压器是组成电力系统的关键设备，其安全运行是保证供电可靠性的基础。导致电力设备失效的主要原因是其绝缘性能的劣化。变压器内部绝缘油在高场强的作用下分解的气体产生的气隙放电约占变压器故障总数的大多数，如何快速、有效、准确地监测变压器内部局部放电的放电量和放电部位是保证变压器正常运行的关键。

本文对变压器局部放电现象进行了深入的阐述和分析，提出了局部放电超声定位关键技术的解决方案——通过相关函数法检测时延，根据时延利用传统和现代优化方法进行放电点定位，并进行了积极地论证和实验。最后文章还分析了变压器局部放电超声定位的其它技术，例如如何进行多点定位以及如何提高监测灵敏度的问题，并对技术难点进行了探讨。现场监测结果表明，文章提出的方法能比较准确地对局部放电点进行定位，有效地实现电力变压器的在线监测，具有一定的推广价值。

**关键词：**局部放电 超声定位 相关函数法 牛顿法 遗传算法

## Abstract

Power transformer is a kind of most important instruments in power system, and its safety running will directly influence the credibility of power supply. The main causation resulting in electrical invalidation is produced by insulation malfunction. Partial discharge in air-clearance decomposed by insulating oil in power transformer under strong field intensity occupies most of the total of power transformer malfunction. So it is crucial for keeping power transformer normally operation of how to monitor the discharge location and electric capacity rapidly, effectively and precisely.

In the paper, the author discusses on the partial discharge phenomenon in power transformers, and promotes the solution of key technologies in ultrasonic locating of partial discharge, that is using correspondence function method to calculate the time-delay, and calculating the discharge source by traditional or modern optimum method according to the time-delay. At the end, the author analyses some other related technologies, such as multi-source locating and monitoring sensitivity, and gives some constructive suggestions. As proved and experimented, the method shows advantages and affectivity, and it is suggested to be widely used in PD locating online monitoring.

**Keyword:** Partial discharge   ultrasonic locating   related-function method  
Newton method   genetic algorithms

# 西安电子科技大学

## 学位论文独创性（或创新性）声明

秉承学校严谨的学风和优良的科学道德，本人声明所呈交的论文是我个人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢中所罗列的内容以外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果；也不包含为获得西安电子科技大学或其它教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中做了明确的说明并表示了谢意。

申请学位论文与资料若有不实之处，本人承担一切的法律责任。

本人签名： 杨扬

日期 08.3.11

# 西安电子科技大学

## 关于论文使用授权的说明

本人完全了解西安电子科技大学有关保留和使用学位论文的规定，即：研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权单位属西安电子科技大学。学校有权保留送交论文的复印件，允许查阅和借阅论文；学校可以公布论文的全部或部分内容，可以允许采用影印、缩印或其它复制手段保存论文。同时本人保证，毕业后结合学位论文研究课题再撰写的文章一律署名单位为西安电子科技大学。

（保密的论文在解密后遵守此规定）

本学位论文属于保密，在\_\_\_年解密后适用本授权书。

本人签名： 杨扬

日期 08.3.11

导师签名： 于洪岩

日期 08.3.11

## 第一章 绪论

### 1.1 电气设备的绝缘故障和局部放电现象

电气设备是组成电力系统的基本元件，是保证供电可靠性的基础。无论是大型关键设备如发电机、变压器，还是小型设备如电力电容器、绝缘子等，一旦发生失效，必将引起局部甚至全部地区的停电事故。

大量资料表明，导致设备失效的主要原因是其绝缘性能的劣化<sup>[1]</sup>。例如我国1984-1986年间，110kV及以上等级电力变压器事故的统计分析表明，由于绝缘劣化引起事故的台次占总事故台次的68%和总事故容量的74%。而1990年的统计分别为76%和65%。国外的统计结果也类似。例如，北美电力系统曾因绝缘故障引起至少三个电力局的230kV电流互感器爆炸。对美国某4.8kV配电系统在1980-1989年失效电容器的统计分析表明，其中92%是因绝缘劣化引起失效。日本日新公司对故障变压器统计的结果中，绝缘故障占45%。2003年8月14日，发生的有史以来北美电力系统最大规模的停电，波及美国8个州和加拿大1个省，估计美国的总损失为40亿~100亿美元，而加拿大8月份的国内生产总值下降了0.7%，美国-加拿大电力系统停电特别工作组的最终分析报告指出：造成停电的最主要原因是俄亥俄州等地区电力局计算机失效和几条关键的345kV输电线对生长过速的树木放电引起的对地短路事故。

由以上论述可见，电气设备的多数故障是绝缘性故障。不仅是电应力作用引起绝缘劣化，导致绝缘故障，而且机械力或热的作用，或者和电场的共同作用，最终也会发展为绝缘性故障。例如，变压器短路故障产生的巨大电磁力会引起绕组变形，使绝缘受损伤而导致发生匝间击穿；变压器内局部过热可导致油温上升，使绝缘过热而发生裂解，最后发展为放电性绝缘故障；油浸式变压器内部线圈绕组在高电磁场强作用下导致绝缘劣化，分解气体产生的气隙间发生局部放电现象。

局部放电是导致电力高压电气设备绝缘劣化的重要原因<sup>[2]</sup>。自20世纪中期起，人们就开始对局部放电作了较深入的研究，并取得了很大的进展。目前，对于高压电气设备内部发生的局部放电，人们已基本能通过采用多种检测手段检测到。随着数字信号处理技术的迅速发展，放电脉冲的提取也较容易做到。对于高压电气设备制造厂家和现场监护人员来说，在确定高压电气设备内部存在局部放电后，快速准确地对局部放电点进行定位，这对于迅速排除故障、保障电力系统的正常运行具有重要意义。

电力设备，特别是大型设备故障会造成巨大的经济损失。例如，某地区在1992年前后发生的三起重大事故中，有两起是由于220kV变压器因绝缘故障导致起火，直接损失费用（包括设备损失和电量损失）超过200万元，加上由于停电引起的间接损失，总损失约为500万元。以一套500kV、360MV\*A的大型变压器为例，若发生绝缘故障，其维修费用当在数百万元，停电一天的直接电量损失（按1kW\*h电0.4元计）达280万元，而停电引起的间接损失（按1kW\*h电4元计）可高达2800万元。若计入社会损失，例如按我国权威部门指出的直接损失、间接损失和社会损失的比例1:4:6来估计损失<sup>[3]</sup>，那么它给整个社会造成的损失将更大。

有些中、小型设备虽自身价值并不昂贵，但故障后果严重。例如以往互感器、电容器、避雷器常因绝缘故障发生爆炸和起火，不仅会波及邻近设备，且由于故障的突发性，会因爆炸造成人员伤亡。

鉴于绝缘故障在故障中所占的比重及其后果的严重性。电力部门历来十分重视电气设备的绝缘监督。各省、市电力局均设有绝缘监督的专职工程师，上之地区、部，也均设有相应的机构、人员管理设备的绝缘监督工作，并规定每年春天对设备进行一次全面的绝缘性能检查。

## 1.2 局部放电信号监测

局部放电信号的监测仍是以伴随放电产生的电、声、光、温度和气体等各种理化现象为依据，通过能代表局部放电的这些物理量来测定。测量方法大体分为电测法和非电测法。

电测法利用局部放电所产生的脉冲信号，即测量放电时电荷变化所引起的脉冲电流，称脉冲电流法。脉冲电流法是离线条件下测量电气设备局部放电的基本方法，也是目前在线检测局部放电的主要手段。

脉冲电流法的优点是灵敏度高。如果监测系统频率小于1000kHz（一般为500kHz以下），并且按照国家标准进行放电量的标定后，可以得到变压器的放电指标。其缺点是由于现场存在严重的电磁干扰，将大大降低监测灵敏度和信噪比。

非电测法有油中气体分析、红外监测法、光测法和声测法。其中应用最广泛的是声测法，它利用变压器发生局部放电时发出的声波来进行测量。其优点是基本不受现场电磁干扰的影响，信噪比高；缺点是灵敏度低，不能确定放电量。

### 1.3 局部放电超声定位监测法

变压器内部发生局部放电时，不但在变压器各引出端产生高频脉冲电信号，同时会产生超声波。超声波在变压器内以球面波的方式向四周传播，只要在变压器外壳上安装高灵敏度超声波传感器，就能将超声信号转换成电信号予以显示和测量。如果用仪器同时测量局部放电的脉冲电流信号和超声波信号并以电脉冲为触发信号，就可以得到超声波从放电源至各个传感器的传播时间，再根据超声波在油、油纸、油浸纸板及钢板等媒体中的传播速度和方向，就可以测定放电源的空间位置。

近年来国内应用超声波定位方法的较多。其技术水平已接近实用化程度，其基本原理也大体相似。在试验电压下，只要电力高压电气设备内部存在局部放电，在放电过程中，会产生声波和超声波，且很快地向四周的介质传播。当放电能量较大或放电点距箱壁较近时，用置于油箱壁上的超声波传感器即可收到信号。与电气测试方法配合使用的超声波定位的关键是得到放电信号与超声信号的时间差。更确切地说，就是利用超声波和放电信号不同的传播速度得到它们到达记录装置时间上的差值。超声波定位法是一种行之有效的局部放电故障诊断方法<sup>[4]</sup>，使用这种方法，只要能收到信号，就可以确切地定出放电源的几何位置。通常在电力高压电气设备局部放电超声波测试及定位中，需在箱壁上布置多个传感器同时采集放电产生的超声波信号。将各传感器的坐标及得到的与电气信号的时间差值构成一个三维非线性方程组，通过计算机求解方程就能得到放电源的位置坐标。对放电点进行准确定位以后，对超声信号进行椭圆迭加，根据《电力设备局部放电现场测量导则》判断椭圆迭加类型，进一步确定放电类型。

#### 1.3.1 超声波的监测频率

超声波是一种机械振动波。当发生局部放电时，放电区域中的原子间产生剧烈的撞击，这种撞击在宏观上产生了一种压力，使局部放电同时也伴随有超声波出现。局部放电由一连串的脉冲形成，由此产生的超声波也是由脉冲形成。它的频谱分布很广，为10Hz~107Hz数量及范围。由于放电状态、传播媒质及环境条件的不同，监测到的超声波的频谱也不同。超声波的主频率 $f$ （峰值频率）与放电能量 $\omega$ 有如下关系：

$$f = c\sqrt{\frac{p}{\omega}} \quad (1-1)$$

式中， $c$ 为声速（m/s）； $p$ 为压力（Pa）； $\omega$ 为单位长度放电能量（J/m）。

对于闪电， $\omega = 10^5 \text{ J/m}$ ， $f=200\text{Hzq} \sim 300\text{Hz}$ ；对4m长的间隙放电， $\omega=5 \times 10^3 \text{ J/m}$ ， $f=1.5\text{kHz}$ ；对于微弱放电， $\omega < 1\text{J/m}$ ， $f=150\text{kHz}$ 。超声波包含的频率至少为2MHz。

清华大学高电压和绝缘技术研究所根据变压器内部局部放电容易发生的部位，概括出六种典型的电极模型，对其放电产生的超声波信号进行实测和分析，根据对它们的频谱分析，测得其峰值频率分布在70kHz~150kHz间。

### 1.3.2 超声波传播

声发射传感器通过测量局部放电发出的超声波来监测放电和判断放电的部位，它一般安装在电力设备的外壳上。为能紧密地贴附在外壳上，传感器头部常有永久磁铁，这样可以在变压器外壳上进行测量。这种取样方式完全不影响设备的正常运行，适用于在线监测。

超声波如按其传播媒质的振动形式来分，可分为纵波和横波两种。纵波的介质质点振动方向与超声波的传播方向是一致的，而横波的介质质点振动方向与超声波传播方向是垂直的。局部放电产生的超声波可以看成点声源，此时超声波是以球面形式向周围传播。变压器内传播通道大部分是变压器绝缘油，绝缘油只能传播纵波而不能传播横波。当超声波到达外壳时，则既有纵波，也有横波和表面波。在20℃时，超声波在不同媒质中传播速度见表1.1，在局部放电超声定位中，由于监测部位为变压器内部绝缘油（矿物油）气隙放电现象，因此实验和现场检测时默认的超声传播速度为1400m/s。

表 1.1 超声波（纵波）传播速度

媒质	速度	媒质	速度	媒质	速度
氢气	1280	瓷	5600~6200	聚乙烯	2000
空气	330	油纸	1420	聚苯乙烯	2320
SF6	140	油纸板	2300	钢	6000
矿物油	1400	环氧树脂	2400~2900	铜	4700
水	1480	聚四氟乙烯	1350	铸铁	3500~5600

在实际安放传感器时，要考虑声阻抗的匹配。当超声波从一种媒质传播到另一媒质时，由于声特性阻抗不匹配造成反射，会产生很大的界面衰减。衰减大小可用反射系数R来表示。特性阻抗相差越大，造成衰减越大，故超声波从空气传到钢板要比从油中传到钢板造成的衰减大得多。为使界面衰减最小，以提高检测灵敏度，在声发射传感器的压电芯片和变压器外壳间，应涂上一层薄薄的凡士林油，

以消除其间存在的空气隙，可改善声阻抗匹配。因凡士林油也只能传播纵波，故发射传感器在变压器外壳上接收到的只有纵波<sup>[5]</sup>。

变压器内局部放电发出超声波要通过液体、固体介质和金属外壳方能到达传感器，传播过程中除了发生界面衰减外，在同一媒质中传播也会衰减，其衰减规律如表1.2所示。

表1.2 与矿物油相比几种材料的衰减

材料 衰减	矿物油	油纸	油纸板	钢板	铜
	0	0.6	4.5	13	9

超声波衰减的大小与超声波频率有关，频率越高则衰减越大<sup>[5]</sup>。在空气中超声波的衰减随频率的1~2次方增加；超声波在液体中的衰减，一般正比于频率的2次方；超声波在固体材料中的衰减，约正比于频率的1次方。超声波在不同材料中的衰减也有很大差别， $SF_6$ 比空气的衰减要大20多倍，油纸板比油要大4倍多。

因为超声波经传播到达传感器需要时间，而不同传感器安放在变压器的位置不同，所以当传感器同时监测局部放电时，声信号到达每个传感器的时间将不同，根据不同信号之间的时间差（时延） $\Delta t_{ij} (i, j = 1 \sim 4, i \neq j)$  可用来确定放电源的位置。

### 1.3.3 超声定位法的监测灵敏度

由于现场大量电磁干扰源的存在使得电气信号的信噪比极低，提取超声信号进行局部放电定位较电气信号更容易更经济<sup>[6]</sup>。因此本系统利用超声波声一声定位法原理对局部放电进行定位。普遍应用的算法有线性迭代定位算法、顺序定位法、球面定位法、模式识别定位法和遗传算法，这些方法都可以确定放电部位的几何坐标，而且可以通过计算机程序方便地实现。

## 1.4 本文的主要工作

1、分析了电力变压器局部放电的监测原理，提出了局部放电超声定位关键技术——时延检测和放电定位的解决方法。

2、建立和分析了超声定位的数学模型，提出了根据传统优化方法求解定位方程组的计算过程，通过现场的监测结果表明，组合算法具有较高的准确性。

3、进一步对超声定位的数学模型进行分析并改进。通过比较几种现代优化算法的优缺点，提出采用遗传算法进行局放定位的思想，现场监测结果表明了基于遗传算法的局部放电超声定位的准确性。

4、对超声定位的其它技术问题——检测灵敏度、标定、干扰来源和抑制措施等进行了分析和探讨。

## 第二章 局部放电超声定位关键技术

### 2.1 变压器局部放电超声定位数学模型

设电力变压器中局部放电点为 $S(x,y,z)$ ， $x$ ， $y$ ， $z$ 均为未知量；共有八个传感器贴装于变压器表面接收超声信号，它们的坐标为 $R_i(x_i, y_i, z_i), i=1,2,\dots,8$ ；当传感器接收到超声信号后<sup>[4]</sup>，传回后台服务器，服务器根据时延检测法计算其中某一路超声信号和其余信号的时间差，用 $\Delta t_{i1} = t_i - t_1$ 表示第 $i(i=2,3,\dots,8)$ 个接收端与第1个接收端之间的时延； $v$ 表示超声波传播速度，由于变压器内部结构复杂，超声传播速度为未知量。声波的传播途径如图2.1所示。

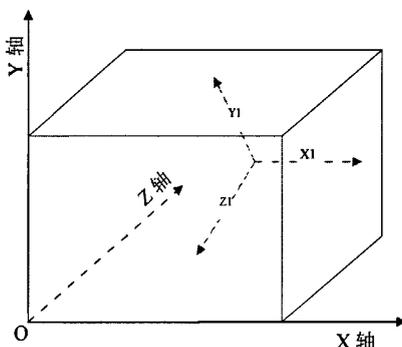


图 2.1 超声波按直线途径传播模型

理想情况下，8个传感器均能接收到超声信号并能计算时延，超声波沿直线传播，此时，根据八路信号的时延差，在超声传播速度未知的情况下，局放定位算法的方程组如下。

$$\sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 + (z_i - z)^2} - \sqrt{(x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2 + (z_1 - z)^2} = v\Delta t_{i1}, i = 2, 3, \dots, 8 \quad (2-1)$$

实际上，由于超声波在传播过程中的绕射、透射、反射以及衰减等，通常能接受到信号的接收端少于八个，不妨假设实际采集过程中，有 $m+1(m \geq 5)$ 个接收端接收到信号，则有 $m$ 个非线性定位方程。

转化为无约束条件下的优化问题，令：

$$f_i(x, y, z, v) = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 + (z_i - z)^2} - \sqrt{(x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2 + (z_1 - z)^2} - v\Delta t_{i1} = 0 \quad i(i=2,3,\dots, m) \quad (2-2)$$

则目标函数为:

$$\min F(x, y, z, v) = \min \sum_{i=2}^m f_i(x, y, z, v)^2, (m \geq 5) \quad (2-3)$$

## 2.2 局部放电超声定位时延估计

### 2.2.1 时延估计信号模型

近年来,随着信号处理技术的发展,提出了很多的时延估计方法,这些方法可以分为:相位数据法、相关算法以及自适应时延估计法。在变压器局部放电超声定位监测中,我们主要采用了相关算法。相关算法是时延估计的基本方法,它以FFT为基础计算互谱,用IFFT计算相关函数<sup>[7]</sup>。

声源信号在正常环境下进行时延估计时,假设传声器阵列*i*和*k*接收信号为:

$$x_i(n) = \alpha_i s(n - \tau_i) + w_i(n) \quad (2-4)$$

$$x_k(n) = \alpha_k s(n - \tau_k) + w_k(n) \quad (2-5)$$

其中  $s(n)$  为声源信号,  $w_i(n)$  和  $w_k(n)$  是互不相关的高斯白噪声,  $s(n)$  和  $w(n)$  也是不相关的随机信号。 $\tau_i$  和  $\tau_k$  分别为声源到传声器阵列*i*和*k*的传播时间,  $\alpha_i$  和  $\alpha_k$  是声波的衰减因子。

### 2.2.2 时延估计算法原理

相关法是时延估计的经典算法,其基本原理是利用信号的相似性,计算2个测量数据的互相关函数,取出互相关函数的峰值,即可获得时延<sup>[8]</sup>,其公式为:

$$r_{xy}(m) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1-m} x(n) \cdot y(n+m) \quad (2-6)$$

式中:  $r_{xy}(m)$  为互相关函数;  $x(n)$ ,  $y(n)$  为滤波后得到的超声波信号。算法的原理图如图2.2所示。

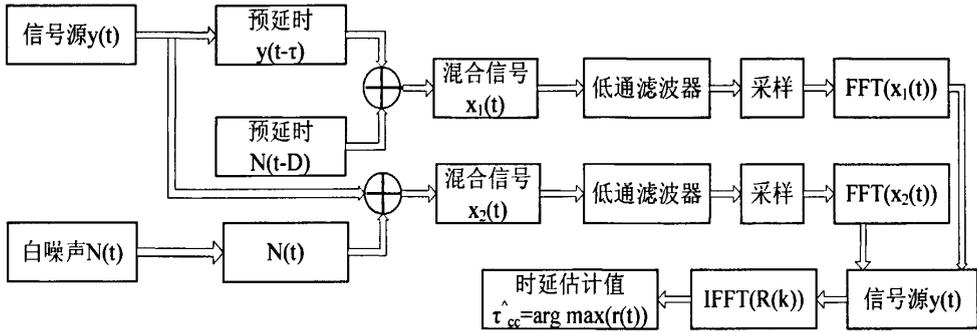


图 2.2 相关计算法原理图

### 2.2.3 时延估计算法实现

对于长度为  $N$  的序列  $x_1(n)$  和  $x_2(n)$ ，其相关函数  $R(n)$  的频谱  $R(k)$  等于  $x_1(n)$ ， $x_2(n)$  的频谱  $X_1(k)$  与  $X_2(k)$  的共轭相乘， $R(k) = X_1(k) * X_2^*(k)$ 。相关函数的主峰对应的时间就是信号  $x_1(n)$  和  $x_2(n)$  之间的时延量。

设在时刻  $k$ ，观测信号的采样序列： $x_n[k] = [x_n[k], x_n[k+1], \dots, x_n[k+k-1]]^T$ 。

(1) 对  $x_0[k]$  进行频域估计：

$$X_0[k'] = \sum_{k=0}^{K'-1} x_0[k] e^{-j2\pi k k' / K} = FFT_K \{x_0[k]\}, k' = 0, 1, \dots, K' - 1 \quad (2-7)$$

(2) 对  $x_1[k]$  进行频域估计：

$$X_1[k'] = \sum_{k=0}^{K'-1} x_1[k] e^{-j2\pi k k' / K} = FFT_K \{x_1[k]\}, k' = 0, 1, \dots, K' - 1 \quad (2-8)$$

(3) 在频域，计算CCF：

$$R(k) = X_0(k') * X_1^*(k'), (k' = 0, 1, \dots, K' - 1) \quad (2-9)$$

(4) 将CCF转化到时域：

$$\psi_{CC}(k) = FFT_K^{-1} \{R(k)\} \quad (2-10)$$

(5) 在时域中求使得  $\psi_{CC}(k)$  取得最大值的位置值：

$$\hat{\tau}_{CC} = \arg \psi_{CC}(k) \quad (2-11)$$

$\hat{\tau}_{CC}$  便是所求的时延。

### 2.3 小结

本章建立了电力变压器局部放电超声定位的数学模型，并对数学模型进行了分析。为了求解四个变量 $(x, y, z, v)$ 的定位方程组，采用最小二乘原理将定位方程组转化为无约束的优化问题，根据局部放电超声定位的其它参数，可以准确求解局部放电点坐标和超声波在变压器绝缘油中的传播速度。

其次，由于定位方程需要超声信号的时延差，本章提出了超声信号的时延估计方法——相关函数法，此方法可以准确计算两路超声信号的时延值，从而进行局部放电点的计算。

### 第三章 传统优化方法在局部放电超声定位中的应用研究

#### 3.1 求解非线性方程组的最小二乘广义逆法

根据第二章建立的数学模型, 本节考虑当定位方程个数为四时 (即  $m=5$ , 此时为准确定位所需的最少的方程个数), 求解局放点、超声传播速度的方法。当  $m=5$ , 根据式 (2-2), 则有:

$$\begin{cases} \sqrt{(x_2-x)^2+(y_2-y)^2+(z_2-z)^2}-\sqrt{(x_1-x)^2+(y_1-y)^2+(z_1-z)^2}=v\Delta t_{21} \\ \sqrt{(x_3-x)^2+(y_3-y)^2+(z_3-z)^2}-\sqrt{(x_1-x)^2+(y_1-y)^2+(z_1-z)^2}=v\Delta t_{31} \\ \sqrt{(x_4-x)^2+(y_4-y)^2+(z_4-z)^2}-\sqrt{(x_1-x)^2+(y_1-y)^2+(z_1-z)^2}=v\Delta t_{41} \\ \sqrt{(x_5-x)^2+(y_5-y)^2+(z_5-z)^2}-\sqrt{(x_1-x)^2+(y_1-y)^2+(z_1-z)^2}=v\Delta t_{51} \end{cases} \quad (3-1)$$

非线性方程组 (3-1) 的雅可比矩阵为:

$$J(x, y, z, v) = \begin{pmatrix} \frac{\partial f_2}{\partial x} & \frac{\partial f_2}{\partial y} & \frac{\partial f_2}{\partial z} & \frac{\partial f_2}{\partial v} \\ \frac{\partial f_3}{\partial x} & \frac{\partial f_3}{\partial y} & \frac{\partial f_3}{\partial z} & \frac{\partial f_3}{\partial v} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial f_m}{\partial x} & \frac{\partial f_m}{\partial y} & \frac{\partial f_m}{\partial z} & \frac{\partial f_m}{\partial v} \end{pmatrix} \quad (3-2)$$

计算非线性方程组最小二乘解的迭代公式为:

$$X^{(k+1)} = X^{(k)} - \alpha_k Z^{(k)} \quad (3-3)$$

其中  $Z^{(k)}$  为线性代数方程组  $J(X^{(k)})Z^{(k)} = F(X^{(k)})$  的线性最小二乘解, 即:

$$Z^{(k)} = (J(X^{(k)}))^+ F(X^{(k)}) \quad (3-4)$$

式中  $J(X^{(k)})$  为  $k$  次迭代值  $X^{(k)}$  的雅可比矩阵,  $F(X^{(k)})$  为  $k$  次迭代值的左端函数值, 即:

$$F(X^{(k)}) = (f_2(x^{(k)}, y^{(k)}, z^{(k)}, v^{(k)}), f_3(x^{(k)}, y^{(k)}, z^{(k)}, v^{(k)}), \dots, f_m(x^{(k)}, y^{(k)}, z^{(k)}, v^{(k)}))^T \quad (3-5)$$

$\alpha_k$  为使  $\alpha_k$  的函数  $\Phi(X^{(k+1)})$  达到最小的极值点, 通过对  $\Phi(X^{(k+1)})$  求偏导得到  $\alpha_k$  的值;  $\alpha_k$  的值也可以直接取为 1。

以下为广义逆法<sup>[9]</sup>的计算步骤:

(1) 令 $k=0$ , 给 $X^{(0)}$ 赋初值, 根据经验,  $(x^{(0)}, y^{(0)}, z^{(0)})$ 取最先接受到超声信号的接收端附近坐标,  $v^{(0)}$ 的取值为 $1.4 \sim 3.0 \text{ mm}/\mu\text{s}$ ; 给定精确度:  $\text{eps}=10^{-6}$ ;

(2) 计算 $\Phi(X^{(k)})$ ,  $J(X^{(k)})$ ,  $J(X^{(k)})^+$ 及 $F(X^{(k)})$ , 令:

$$X^{(k+1)} = X^{(k)} - \alpha_k J(X^{(k)})^+ F(X^{(k)}) \quad (3-6)$$

(3) 把 $X^{(k+1)}$ 代入 $\Phi(X)$ , 得到 $\Phi(X^{(k+1)})$ , 令:

$$\frac{\partial \Phi(X^{(k+1)})}{\partial \alpha_k} = 0 \quad (3-7)$$

解出 $\alpha_k$ , 可得 $X^{(k+1)}$ ;

(4) 计算 $\Phi(X^{(k+1)})$ , 若 $|\Phi(X^{(k+1)})| < \text{eps}$ 或 $|(X^{(k+1)} - X^{(k)})/X^{(k+1)}| < \text{eps}$ , 即达到精度要求, 输出 $X^{(k+1)}$ , 停止; 否则, 转(2)。

### 3.2 最速下降法

同样, 令 $m=5$ , 将非线性方程组:

$$\begin{aligned} f_i(x, y, z, v) &= \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 + (z_i - z)^2} - v \Delta t_{i1}, \quad i(i=2, 3, \dots, 5) \\ \sqrt{(x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2 + (z_1 - z)^2} - v \Delta t_{11} &= 0 \end{aligned} \quad (3-8)$$

转化为无约束最优化问题, 则目标函数为:

$$\min F(x, y, z, v) = \min \sum_{i=2}^m f_i(x, y, z, v)^2, (m=5) \quad (3-9)$$

早在1847年著名的科学家Cauchy就曾提出: 从任一点 $x^0 \in \mathbb{R}^n$ 出发, 沿什么方向 $f(x)$ 下降的最快? 答案是负梯度方向。负梯度方向是 $f(x)$ 在点 $x$ 的领域内函数值下降最快的方向<sup>[10]</sup>, 称负梯度方向为最速下降方向, 以负梯度方向为搜索方向的算法成为最速下降法。即下降方向 $p^k = -\nabla f(x^k)$ 。

最速下降法方法简单, 每次迭代的计算量小, 所需要的存贮也小, 算法全局收敛。但由于最速下降法相邻两次迭代的迭代方向相互垂直, 对于二次函数及非二次函数(近似于二次函数)在接近极小点附近会产生“锯齿”形的迭代过程<sup>[10]</sup>, 算法在极小点附近收敛速度很慢。

### 3.3 牛顿法和阻尼牛顿法

如果目标函数具有二阶导数, Hessian矩阵正定, 并且表达式为量式时, 就可使用牛顿法。考虑到  $x^k$  到  $x^{k+1}$  的迭代过程, 在  $x^k$  点对  $f(x)$  函数Taylor展开:

$$f(x) \approx Q(x) = f(x_k) + g(x_k)^T(x - x_k) + \frac{1}{2}(x - x_k)^T G(x_k)(x - x_k) \quad (3-10)$$

令  $\nabla Q(x) = G(x_k)(x - x_k) + g(x_k) = 0$ , 有  $G(x_k)(x - x_k) = -g(x_k)$ 。若Hessian矩阵  $G(x_k)$  正定, 则  $G(x_k)^{-1}$  存在, 由此求出二次函数  $Q(x)$  的极小点为:

$$x_{k+1} = x_k - G(x_k)^{-1} g(x_k) \quad (3-11)$$

以此  $x_{k+1}$  作为  $f(x)$  极小点  $x^*$  的新的近似。此法即为牛顿迭代法。

牛顿法的一个重要缺点之一就是需要计算Hessian矩阵逆, 因而必须奇异, 否则迭代就无法进行。而且即使非奇异也不能使算法一定收敛。因为Hessian不是正定的, 牛顿方向不是下降方向。即使下降, 得到的点也不一定是沿牛顿方向的最好点。因此, 人们提出了阻尼牛顿法。在牛顿法中, 取搜索方向:

$$p^k = -[\nabla f^2(x^k)]^{-1} \nabla f(x^k) \quad (3-12)$$

在牛顿法中加入精确一维搜索即为阻尼牛顿法:

$$\min_{\lambda \geq 0} f(x^k + \lambda p^k) = f(x^k + \lambda_k p^k) \quad (3-13)$$

求得  $\lambda_k$ , 取下一次的迭代点为:

$$x^{k+1} = x^k + \lambda_k p^k \quad (3-14)$$

总的来说, 阻尼牛顿法收敛速度快, 但要求函数  $f(x)$  二阶连续可导, 且  $\nabla f^2(x)$  可逆; 要计算  $[\nabla f^2(x)]^{-1}$ , 计算量大, 存贮量大; 初始点  $x^0$  不能距离极小点  $x^*$  太远, 否则算法可能不收敛。

### 3.4 共轭梯度法

最速下降法沿负梯度方向  $p^k = -\nabla f(x^k)$  进行搜索, 其收敛速度很慢; 阻尼牛顿法沿  $p^k$  方向进行搜索, 其收敛速度很快, 但由于要计算每一点的Hessian矩阵的逆 ( $[\nabla f^2(x)]^{-1}$ ), 因此计算量大。共轭方向兼有这两种方法的优点, 同时又能克服它们的缺点。即: 收敛速度快, 不计算Hessian阵逆。共轭梯度法是最著名的共轭方向法, 它首先是由Hastens和Stiefel在1952年提出来的, 1964年Fletcher和Reeves

提出了无约束极小化的共轭梯度法。共轭梯度法的特点是：用迭代点的负梯度方向为基础构造共轭方向的方法。

F-R共轭梯度法的计算步骤：

- (1) 取初始点  $x^1 \in R^n$ ，精度  $\varepsilon > 0$ ；
- (2) 计算  $\nabla f(x_1)$ ，若  $\|\nabla f(x_1)\| \leq \varepsilon$  则停， $x^* \approx x^1$ ；否则，转 (3)；
- (3) 取  $p^1 = -\nabla f(x^1)$ ，令  $k = 1$ ；
- (4) 一维搜索： $\min_{\lambda \geq 0} f(x^k + \lambda p^k) = f(x^k + \lambda_k p^k)$ ，或：

$$\lambda_k = -\frac{g_k^T \cdot z^k}{(z^k)^T \cdot Q \cdot z^k} \quad (3-15)$$

- (5) 令  $x^{k+1} = x^k + \lambda_k p^k$ ，计算  $g^{k+1} = \nabla f(x^{k+1})$ ；
- (6)，若  $\|g^{k+1}\| \leq \varepsilon$ ，则停， $x^* \approx x^{k+1}$ ；否则，转 (7)；
- (7) 若  $k = n$ ，则令  $x^1 = x^{n+1}$ ，转 (3)；否则转 (8)；
- (8) 计算：

$$\alpha_k = \frac{\|g(x_{k+1})\|^2}{\|g(x_k)\|^2} \quad (3-16)$$

$$z^{k+1} = -g(x_{k+1}) + \alpha_k z^k \quad (3-17)$$

令  $k := k + 1$ ，转 (4)。

共轭梯度法或在有限步迭代终止，或得到点列  $\{x^k\}$ ，它必有极限点  $x^*$ ，并且其任意极限点都是  $f(x)$  的最优解。

### 3.5 变尺度法

修正牛顿法的优点是在极小值点附近收敛的速度快，但因为在每一步的迭代中，确定搜索方向  $p^k$ （根据式 (3-12)）时，要计算Hessian矩阵及其Hessian的逆矩阵  $[\nabla^2 f(x)]^{-1}$ ，从而使得计算量很大，同时存储量也很大<sup>[11]</sup>。

为了减少计算量，设想在每一步迭代中，确定搜索方向  $p^k$  时用一个  $n$  阶矩阵  $H_k$  近似代替Hessian的逆矩阵  $[\nabla^2 f(x)]^{-1}$ ，并保持一定的速度，由此提出了变尺度 (DFP) 法<sup>[7]</sup>。实际上，变尺度法也是一种共轭方向法。

DFP算法的主要计算步骤：

- (1) 取初始点  $x^1 \in R^n$ ，初始矩阵  $H_1 = I_n$ ，精度  $\varepsilon > 0$ ；
- (2) 计算  $\nabla f(x_1)$ ，若  $\|\nabla f(x_1)\| \leq \varepsilon$ ，则停， $x^* \approx x^1$ ；否则，转 (3)；
- (3) 取  $p^1 = -\nabla f(x^1)$ ，令  $k := 1$ ；
- (4) 根据式 (3-13) 进行一维搜索，或根据 (3-15) 直接计算  $\lambda_k$ ，令  $x^{k+1} = x^k + \lambda_k p^k$ ；
- (5) 计算  $g^{k+1} = \nabla f(x^{k+1})$ ，若  $\|g^{k+1}\| \leq \varepsilon$ ，则停， $x^* \approx x^{k+1}$ ；否则，转 (6)；
- (6) 若  $k = n$ ，令  $x^1 := x^{n+1}$ ， $p^1 = -g^{n+1}$ ， $k := 1$ ，转 (4)；否则，转 (7)；
- (7) 根据  $\Delta x_k = x^{k+1} - x^k$ ， $\Delta g_k = g^{k+1} - g^k$ ， $r_k = H_k \Delta g_k$ ，计算：

$$H_{k+1} = H_k + \frac{\Delta x_k \Delta x_k^T}{\Delta x_k^T \Delta g_k} - \frac{r_k r_k^T}{r_k^T \Delta g_k} \quad (3-18)$$

$$p^{k+1} = -H_{k+1} g^{k+1} \quad (3-19)$$

令  $k := k+1$ ，转 (4)。

DFP法对于n元正定二次函数，当初始矩阵取单位矩阵时，DFP法最多n次求得n元正定二次函数的最优解。即算法具有二次收敛性；如果  $f(x)$  为一次可微且严格凸函数，则DFP方法是全局收敛；对非二次函数，DFP法具有超线性收敛速度。

但是DFP法需要的计算量及存储量要比共轭梯度法大，因此对于大规模的无约束优化问题，不如用共轭梯度法；实际运算中，由于舍入误差的存在以及一维搜索的不精确，算法的稳定性受到影响，从而DFP法的效率会受到很大的影响。特别是采用非精确一维搜索时，DFP法的效率较低。

### 3.6 局部放电超声定位自适应方法

上面介绍了求解无约束优化问题的很多经典算法，最速下降法结构简单，计算量小，具有全局收敛性，但在极值点附近容易出现振荡（正交）现象；牛顿法收敛速度快，但不是全局收敛；共轭梯度法需要计算Hessian阵及其逆，计算量大；DFP法计算量大，存储量大，由于舍入误差及一维搜索，算法的稳定性受到影响。

综上所述，本文提出一种具有自适应功能的算法，该算法先采用最速下降法的全局收敛特性求解精度范围内的初始点，再采用牛顿法进行精确迭代计算，在变压器局部放电定位问题中，与单纯的经典算法比较，该算法显示了其优越性。

### 3.6.1 超声定位自适应方法计算步骤

(1) 初始点  $X^0 \in R^4$ ，精度  $\varepsilon < 10^{-6}$ ， $k=0$ ；

(2) 计算  $\nabla F(X^k)$ ，检验是否满足收敛性的判别准则： $\|\nabla F(X^k)\| \leq \varepsilon$ ，若满足，则停止迭代，得点  $X^* \approx X^k$  即为极值点；否则进行 (3)；

(3) 令  $S^k = -\nabla F(X^k)$ ，从  $X^k$  出发，沿  $S^k$  进行一维搜索，见式 (3-13)，或根据式 (3-15) 直接求  $\lambda_k$ 。

(4) 令  $X^{k+1} = X^k + \lambda_k S^k, k = k+1$ ；

(5) 判断第  $k+1$  次与第  $k$  次的梯度向量是否正交或接近正交，即判断是否满足正交条件：

$$|\nabla F(X^k) \cdot \nabla F(X^{k+1})| \leq 0.01 \quad (3-20)$$

若没有正交 (即左式  $\geq 0.1$ ，称这种现象为振荡现象)，则进行 (2)；否则进行 (6)；

(6) 进行牛顿法迭代，计算  $\nabla F(X^k)$ ，若  $\|\nabla F(X^k)\| \leq \varepsilon$  则停，输出  $X^k$ ；否则，进行 (7)；

(7) 计算  $S^k = -[\nabla^2 F(X^k)]^{-1} * g^k$ ；

(8) 一维搜索： $\min_{\lambda \geq 0} F(X^k + \lambda S^k) = F(X^k + \lambda_k S^k)$ ，求  $\lambda_k$ ；令  $X^{k+1} = X^k + \lambda_k S^k, k = k+1$ ，转 (6)。

### 3.6.2 体元分割法选取初始点

算法中，开始迭代前要对未知向量取合适的初始点，初始点的选取往往关系到算法的成败，但将本算法集成到系统软件中时，需要自动选择高效率的初始点。考虑这样一种方法，将变压器分割成大小相同的体积元，体积元的个数可以是几十个甚至几百个，以每个体元的几何中心作为初始点依次进行迭代，迭代结束后，再根据所有体元的迭代结果进行比较，判断出整个变压器中的最优值。

### 3.6.3 自适应算法性能分析

本算法将最速下降法和牛顿法相结合，根据体元分割选取初始点，迭代开始后，借助最速下降法全局收敛的特性，在梯度向量出现振荡现象之前完成了初步寻优过程，然后采用牛顿法进行精确寻优，牛顿法收敛速度快，在10步之内，迭代结果即可满足精度要求。

### 3.6.4 组合算法在超声定位中的应用

在山西运城供电公司的变压器局部放电超声定位在线检测系统中，应用了该算法，以下为现场检测数据。

变压器规则（长×宽×高）：5m×3m×4m；实际放电点坐标：S(4.5, 2.6, 3.7)；接收端坐标：R1(2.5, 0.0, 2.0), R2(2.5, 1.5, 4.0), R3(5.0, 1.5, 2.0), R4(2.5, 3.0, 2.0), R5(0, 1.5, 2.0)；参考点时刻： $t_1=0.0026s$ ；接收时延： $dt=[0.0016;0.0015;0.0019;0.00352469]-t_1$ 。体元个数： $5\times 5\times 5$ 。

现场检测数据见表3.1，自适应算法的迭代计算过程如图3.3所示。

表3.1 现场测试结果

迭代变量	迭代次数	目标函数	消耗时间	迭代结果
$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ v \end{bmatrix}$	11+5	0.0011220108966574	0.042104 秒	$\begin{bmatrix} 4.45213335651466 \\ 2.50553673452262 \\ 3.71261657094411 \\ 1399.99674203208 \end{bmatrix}$

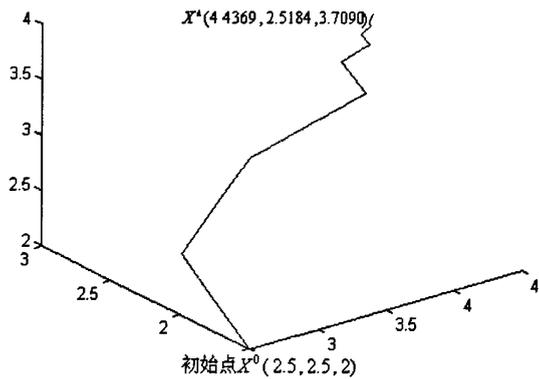


图3.3 变压器局部放电定位迭代过程

## 3.7 小结

本章分析比较了几种传统优化算法的优缺点，考虑到最速下降法全局收敛的特性和牛顿法二阶收敛的优点，采用自适应的组合算法进行局部放电点计算，现场监测结果证明了算法的准确性和有效性。

## 第四章 现代优化方法在局部放电超声定位中的应用研究

### 4.1 前言

#### 4.1.1 现代优化算法的发展历史

自20世纪80年代以来,借助现代计算机强大、快速、高效的计算性能,现代优化算法得到了快速的发展和广泛的应用,主要包括禁忌搜索算法、模拟退火算法、遗传算法、蚁群优化算法和人工神经网络算法等。这类算法中的每一个算法都以人类、生物的行为方式或物质的运动形态为背景,经过数学抽象建立算法模型,通过计算机来求解最优化问题,因此这类算法也被称之为元启发式算法。现代优化计算方法设计人工智能、分子运动、遗传学、动物学、神经系统和统计学等学科的概念和理论,以模型的抽象为其关键点,以数学为其理论基础,随着人们对客观世界认识的发展及计算机技术的提高,现代优化计算方法所涵盖的内容将不断扩大。

最优化问题的数学模型的一般描述是  $\min f(x), x \in F$ , 其中,  $x$  为决策变量,  $f(x)$  为目标函数,  $F$  为可行域。通常情况下,可行域  $F$  可以表示为  $\{x | x \in D, g(x) \geq 0\}$ , 且可行域  $F$  表示的是有限个点组成的集合。所以组合最优化问题的一般形式为:  $\min f(x), x \in F, \text{ s.t. } g(x) \geq 0, x \in D$ 。因此,一个组合最优化问题可用三参数 ( $D, F, f$ ) 表示,其中  $D$  表示决策变量的定义域,  $F = \{x | x \in D, g(x) \geq 0\}$  表示可行解区域,  $f$  表示目标函数。组合最优化的特点是可行解的集合  $F$  为有限点集,决策变量的定义域  $D$  通常也是有限点集。由直观可知,只要将  $D$  中有限个点逐一判别是否满足  $g(x)$  的约束和比较目标值的大小,该问题的最优解一定存在且可以得到(除非可行域为空集)。因为现实生活中的大量优化问题是从有限个状态中选取最好的,所以大量的实际优化问题是组合最优化问题<sup>[12]</sup>。

#### 4.2.2 传统优化和组合优化解空间(可行域)的转化

传统优化问题中,可行域为一个集合,集合中的元素可能为连续值也可能为离散值。现代优化算法建立在解空间的离散性基础之上。传统连续性的可行域向组合优化算法中有限点集的转化是准确应用现代优化算法求解复杂的、具有连续可行域问题的前提。在变压器局部放电定位算法中,虽然定位算法的可行域为连续的解空间,但是仍然可以将此连续空间转化为有限点集。事实上,考虑到定位

算法的求解精度要求在毫米级，定位算法的可行域可以分解为有限个点阵，点阵之间轴向坐标的距离为1mm。由此，传统优化问题即可以转化为组合优化问题。

## 4.2 模拟退火算法

### 4.2.1 模拟退火算法原理

退火是一种物理过程，金属物体在加热至一定的温度后，它的所有原子在状态空间D中自由运动。随着温度的下降，这些原子逐渐停留在不同的状态。在温度最低时，原子重新以一定的结构排列。由统计力学的研究表明，在温度T，原子停留在状态r满足波尔兹曼（Boltzmann）概率分布：

$$p\{\bar{E} = E(r)\} = \frac{1}{Z(T)} \exp\left(-\frac{E(r)}{k_B T}\right) \quad (4-1)$$

其中  $E(r)$  表示状态r的能量， $k_B > 0$  为波尔兹曼常数， $\bar{E}$  表示原子能量的一个随机变量。 $Z(T)$  为概率分布的标准化因子：

$$Z(T) = \sum_{s \in D} \exp\left(-\frac{E(s)}{k_B T}\right)$$

先研究式(4-1)随T变化的趋势。选定两个能量  $E_1 < E_2$ ，在同一个温度T，有：

$$P(\bar{E} = E_1) - P(\bar{E} = E_2) = \frac{1}{Z(T)} \exp\left(-\frac{E_1}{k_B T}\right) [1 - \exp\left(-\frac{E_2 - E_1}{k_B T}\right)]$$

因为

$$\exp\left(-\frac{E_2 - E_1}{k_B T}\right) < 1, \forall T > 0$$

所以

$$P(\bar{E} = E_1) - P(\bar{E} = E_2) > 0, \forall T > 0 \quad (4-2)$$

在同一个温度，式(4-2)表示原子停留在能量小的状态的概率比停留在能量大的状态的概率要大[8]。当温度相当高时，式(4-1)的概率分布使得每个状态的概率基本相同，接近平均值  $1/|D|$ ， $|D|$  为状态空间中状态的个数。结合式(4-2)，当状态空间存在至少两个不同能量时，具有最低能量状态的波尔兹曼概率超出平均值  $1/|D|$ 。由

$$\frac{\partial P\{\bar{E} = E(r)\}}{\partial T} = \frac{\exp(-\frac{E(r)}{k_B T})}{Z(T)k_B T^2} [E(r) - \frac{\sum_{s \in D} E(s) \exp(-\frac{E(s)}{k_B T})}{Z(T)}] \quad (4-3)$$

当  $r_{\min}$  是  $D$  中具有最低能量的状态时, 得

$$\frac{\partial P\{\bar{E} = E(r_{\min})\}}{\partial T} < 0$$

所以  $P\{\bar{E} = E(r_{\min})\}$  关于温度  $T$  是单调下降的。又有

$$P\{\bar{E} = E(r_{\min})\} = \frac{1}{Z(T)} \exp(-\frac{E(r)}{k_B T}) = \frac{1}{|D_0| + R}$$

其中,  $D_0$  是具有最低能量的状态集合,

$$R = \sum_{s \in D, E(s) > E(r_{\min})} \exp(-\frac{E(s) - E(r_{\min})}{k_B T}) \rightarrow 0, T \rightarrow 0 \quad (4-4)$$

由此得到, 当  $T$  趋向于 0 时,

$$P\{\bar{E} = E(r_{\min})\} \rightarrow 1/|D|, T \rightarrow 0$$

当温度趋向于 0 时, 式 (4-1) 决定的概率渐近  $1/|D|$ 。由此可以得到, 在温度趋向 0 时, 原子停留在最低能量状态的概率趋向于 1。

对于非能量最小的状态, 由式 (4-4) 和原子在能量最小状态的概率是单调减的事实, 在温度较高时, 原子在这些状态的概率在  $1/|D|$  附近, 依赖于状态的不同可能超过  $1/|D|$ ; 由式 (4-3) 和式 (4-4) 可知存在一个温度  $t$ , 使式 (4-1) 决定的概率在  $(0, t)$  是单调升的; 再由式 (4-4) 可知, 当温度趋于 0 时, 式 (4-1) 定义的概率趋于 0。

综上所述, 温度越低 ( $T \rightarrow 0$ ), 能量越低的状态的概率值越高。在极限状况, 只有能量最低的点概率不为 0。

#### 4.2.2 模拟退火算法的模型

模拟退火算法可以分解为解空间、目标函数和初始解三部分。

##### (1) 解空间

它为问题的所有可能(可行的或包括不可行的)解的集合, 它限定了初始解选取和新解产生时的范围。对无约束的优化问题, 任一可能解(possible solution)即为一

可行解(feasible solution), 因此解空间就是所有可行解的集合; 而在组合优化问题中, 一个解除满足目标函数最优的要求外, 还必须满足一组约束(constraint), 因此在解集中可能包含一些不可行解(infeasible solution)。为此, 可以限定解空间仅为所有可行解的集合, 即在构造解时就考虑到对解的约束; 也可允许解空间包含不可行解, 而在目标函数中加上所谓罚函数(penalty function)以“惩罚”不可行解的出现。

### (2) 目标函数

它是对问题的优化目标的数学描述, 通常表述为若干优化目标的一个和式。目标函数的选取必须正确体现对问题的整体优化要求。例如, 如上所述, 当解空间包含不可行解时, 目标函数中应包含对不可行解的罚函数项, 借此将一个有约束的优化问题转化为无约束的优化问题。一般地, 目标函数值不一定是问题的优化目标值, 但其对应关系应是显明的。此外, 目标函数式应当是易于计算的, 这将有利于在优化过程中简化目标函数差的计算以提高算法的效率。

### (3) 初始点选取

是算法迭代的起点, 试验表明, 模拟退火算法是鲁棒的(Robust), 它是一个全局优化算法, 即最终解的求得几乎不依赖于初始解的选取。

## 4.2.3 模拟退火算法流程

(1) 任选一个初始解  $i_0$ ,  $i := i_0, k := 0, t := t_{\max}$ ;

(2) 若在该温度达到内循环停止条件, 则转到 (3); 否则, 从邻域  $N(i)$  中随机选一个  $j$ , 计算  $\Delta f_y = f(i) - f(j)$ ; 若  $\Delta f_y \leq 0$ , 则  $i := j$ , 否则若

$$\exp(-\Delta f_y / t_k) > \text{random}(0,1) \quad (4-4)$$

时, 则  $i := j$ ; 重复 (2);

(3)  $t_{k+1} := d(t_k), k := k+1$ ; 若满足停止条件, 终止计算; 否则回到 (2)。

## 4.2.4 解的产生和接受

模拟退火算法新解的产生和接受可分为如下四个步骤:

第一步是由一个产生函数从当前解产生一个位于解空间的新解; 为便于后续的计算和接受, 减少算法耗时, 通常选择由当前新解经过简单地变换即可产生新解的方法, 如对构成新解的全部或部分元素进行置换、互换等, 注意到产生新解的变换方法决定了当前新解的邻域结构, 因而对冷却进度表的选取有一定的影响。

第二步是计算与新解所对应的目标函数差。因为目标函数差仅由变换部分产生，所以目标函数差的计算最好按增量计算。事实表明，对大多数应用而言，这是计算目标函数差的最快方法。

第三步是判断新解是否被接受，判断的依据是一个接受准则，最常用的接受准则是Metropolis准则：若 $\Delta t' < 0$ 则接受 $S'$ 作为新的当前解 $S$ ，否则以概率 $\exp(-\Delta t'/T)$ 接受 $S'$ 作为新的当前解 $S$ 。

第四步是当新解被确定接受时，用新解代替当前解，这只需将当前解中对应于产生新解时的变换部分予以实现，同时修正目标函数值即可。此时，当前解实现了一次迭代。可在此基础上开始下一轮试验。而当新解被判定为舍弃时，则在原当前解的基础上继续下一轮试验。

模拟退火算法与初始值无关，算法求得的解与初始解状态 $S$ （是算法迭代的起点）无关；模拟退火算法具有渐近收敛性，已在理论上被证明是一种以概率1收敛于全局最优解的全局优化算法；模拟退火算法具有并行性。

#### 4.2.5 算法的终止原则

模拟退火算法从初始温度开始，通过在每一温度的迭代和温度的下降，最后达到终止原则而停止。尽管有些原则有一定理论版的指导，终止原则大多是直观。下面分类讨论。

##### （1）零度法

模拟退火的最终温度为0。因而最为简单的原则是给定一个比较小的正数 $\varepsilon$ ，当温度 $t_k < \varepsilon$ ，算法停止。表示已经达到最低温度。

##### （2）循环总数控制法

模拟退火算法中总的温度下降次数为一定值 $K$ ，当温度迭代次数达到 $K$ 时，停止运算。这一原则可分为两类，一类是整个算法的总迭代步数为一定数，它表示各温度时马尔可夫链代数（内循环）的总和为一个给定的数。另一类是内循环的次数由迭代长度规则决定，温度下降次数（外循环）为一个定值。这样的控制法对估计算法的复杂性有一定的困难。解决的方法一是通过理论的估计，二则是类似迭代长度规则给出每一温度的迭代长度上限。

##### （3）基于不改进规则的控制法

在一个温度，在给定的迭代次数内没有改进当前的局部最优解，则停止运算。模拟退火的一个基本思想是跳出局部最优解。直观结论是在较高的温度没能跳出局部最优解，则在低的温度跳出最优解的可能也比较小。

#### (4) 接受概率控制法

该方法与终止原则(3)的思想相同。给定一个指标  $\chi_f > 0$  是一个比较小的数，在给定温度，除局部最优解，其他状态的接受概率都小于  $\chi_f$  时，停止运算。实现终止原则(3)或(4)时，记录当前局部最优解，给定一个固定的迭代次数，在规定的迭代次数里没有离开局部最优解或每一次计算的接受概率都小于  $\chi_f$ ，则在这个温度停止计算。

#### (5) 领域法

设  $f_0$  和  $f_1$  分别为一个领域内的局部最优和次最优值，当满足：

$$\exp\left(-\frac{f_1 - f_0}{t}\right) < \frac{1}{N} \quad (4-5)$$

时(其中  $N$  为邻域的大小)，局部最优到次优的接受概率满足式，而从局部最优到其他费用更高的状态的接受概率更小。直观的想法是领域中每次至少有一个状态被接受，但式(4-5)满足时，除局部最优解以外状态的接受概率都小于邻居的平均数，此时可以认为从局部最优解转移到其他状态的可能性很小，因此停止。上式可以得到终止温度：

$$t_f \leq \frac{f_1 - f_0}{\ln N} \quad (4-6)$$

#### (6) Lundy 和 Meese 方法

Lundy 和 Meese 从概率的意义给出一个判定方法。给定充分小的正数  $\delta$  和  $\varepsilon$ ，达到终止温度应该满足  $P\{X(k) = i \wedge f(i) > f_{opt} + \varepsilon | t = t_f\} < \delta$ ，其中  $\wedge$  表示逻辑

“与”。由平稳分布所具有的性质，在温度  $t$ ， $P\{X(k) = i\} = v_i(t)$ ，可以近似表示

为  $P\{X(k) = i \wedge f(i) > f_{opt} + \varepsilon | t = t_f\} \approx \sum_{i: f(i) > f_{opt} + \varepsilon} v_i(t) < (|D| - 1) \exp\left(-\frac{\varepsilon}{t}\right) < \delta$ ，直接推

导可得终止温度  $t_f \leq \frac{\varepsilon}{\ln(|D| - 1) - \ln \delta}$ 。

### 4.3 遗传算法

#### 4.3.1 遗传算法来源

“适者生存”揭示了大自然生物进化过程中的一个规律——最适合自然环境的群体往往产生了更大的后代群体。遗传算法主要借用生物进化中“适者生存”的规律，进化过程中通过个体的“优胜劣汰”、“变异”及“综合变异”等的自然选择，产生新的子群体，在新的一个循环过程中，新的群体将代替旧的群体成为下一轮循环的开始。生物进化的基本过程如图4.1所示。

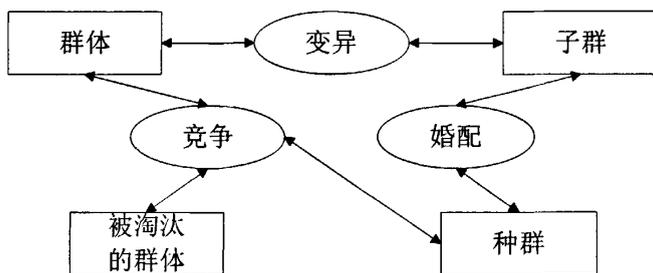


图4.1 生物进化循环图

遗传算法的一些主要生物进化特征体现在下面几个方面：

(1) 进化发生在解的编码上。这些编码在生物学上称之为染色体。由于进行了编码，优化问题的一切性质都通过编码来研究。编码和解码是遗传算法的一个主题；

(2) 自然选择规律决定哪些染色体产生超过平均数的后代。遗传算法中，通过优化目标而人为地构造适应函数以达到好的染色体产生超过平均数的后代；

(3) 当染色体结合时，双亲的遗传基因的结合使得子女保持父母的特征；

(4) 当染色体结合时，随机的变异会造成子代与父代的不同。

遗传算法主要包含以下的主要处理步骤。第一是对优化问题的解编码。称一个解的编码为一个染色体，组成编码的元素称为基因<sup>[13]</sup>。编码的主要目的是用于优化问题解的表现形式和利于之后遗传算法的计算。其二是适应函数的构造和应用。适应函数基本上依据优化问题的目标函数而定。适应函数确定以后，自然选择规律是以适应函数值的大小决定的概率分布来确定哪些染色体适应生存，哪些被淘汰。生存下来的染色体组成中群，形成一个可以繁衍下一代的群体。第三是染色体的结合。双亲的遗传基因结合是通过编码之间的交叉(crossover)达到下一代的产生。新一代的产生是一个生殖过程，它产生了一个新解。最后是变异。新

解产生过程中可能发生基因变异，变异使某些解的编码发生变化，使解有更大的遍历性。

#### 4.3.2 遗传算法求解步骤

(1) 选择问题的一个编码；给出一个有N个染色体的初始群体  $POP(1)$ ， $t=1$ ；

(2) 对群体  $POP(t)$  中的每一个染色体  $POP_i(t)$  计算它的适应函数：

$$f_i = fitness(pop_i(t)) \quad (4-7)$$

(3) 若停止规则满足，则算法停止；否则，计算概率：

$$p_i = f_i / \sum_{j=1}^N f_j$$

并以概率分布从  $POP(t)$  中随机选一些染色体构成一个种群：

$$NewPOP(t+1) = \{pop_j(t) | j=1,2,\dots,N\} \quad (4-8)$$

(注：  $NewPOP(t+1)$  集合中可能重复选  $POP(t)$  中的一个元素)；

(4) 通过交叉，得到一个有N个染色体的  $CrossPOP(t+1)$ ；

(5) 以一个较小的概率  $p$ ，使得染色体的一个基因发生变异，形成  $MutPOP(t+1)$ ； $t:=t+1$ ，一个新的群体  $POP(t) = MutPOP(t)$ ，返回 (2)。

#### 4.3.3 遗传算法群体规模估计

在算法的第一步，需要确定群体的规模，一个比较好的群体规模为  $m = 2^{\frac{\delta_s}{2}}$ ，其中  $\delta_s$  为满足式：

$$\delta_s = \delta_H \leq \frac{(n-1)(1-p_s)}{p_c} \quad (4-9)$$

$p_s$  为可生存模板出现的概率值； $p_c$  为交叉概率。这个群体的规模隐含  $O(m^3)$  个模板的并行计算。从式估计  $\delta_s$  为  $O(n)$ ，其中  $n$  为个体的编码长度。可见，当编码长度增加时，群体的规模指数增加。经常采用的方法之一是将群体的规模设定为个体编码长度数的一个线性倍数。如  $m$  取为在  $n$  和  $2n$  之间的一个确定数。

群体规模的选择也可以是变化的。当多个进化代没能改变解性能，保持现有的群体规模已很难改进解，此时早熟，则可扩大群体的规模。反之，若解的改进非常好，则可以减少群体的规模以便加快计算的速度。

#### 4.3.4 初始群体的选取

初始群体应该随机选取。只有随机选取才能达到所有状态的遍历<sup>[13]</sup>，因而最优解在遗传算法的进化中最终得以生存。初始群体的随机选取加大了进化的代数，因而，加大了计算时间；还有一种选取方法就是用其他的一些启发式算法或经验选择一些比较好的染色体（种子）作为初始群体。

#### 4.3.5 终止规则

一个最为简单的停止规则是给定一个最大的遗传代数MAXGEN，算法迭代代数在达到MAXGEN时停止；

第二类规则是给定问题一个上界UB的计算方法，当进化中达到要求的偏差度 $\varepsilon$ 时，算法终止，既当 $UB - v^*(t) < \varepsilon$ 时，停止；

第三类规则有一定的适应性。当根据一定的评价规则监控发现算法再进化已无法改进解的性能，则停止计算。

最后一类是多种停止终止规则的组合。如第一类、第二类和第三类准则的组合监控。

#### 4.3.6 适应函数构造

##### 1 简单适应函数

简单的适应函数是目标函数的简单变形。若 $f(x)$ 为目标函数，则适应函数可以取 $fitness = f(x)$ ，优化目标为最大； $fitness(x) = M - f(x)$ ， $M > \max f(x)$ 且目标函数为最小。简单适应函数的优点是构造简单，与目标函数直接相关；注意，采用简单的适应函数可能使得算法在迭代过程中出现收敛到一些目标值近似的不同染色体，而简单的适应函数已难区别这些染色体。

##### 2 非线性加速适应函数

一个简单且有效的方法是根据已有的信息构造替代函数。如倒数替代：

$$fitness(x) = \begin{cases} \frac{1}{f_{\max} - f(x)}, f(x) < f_{\max} \\ M > 0, f(x) = f_{\max} \end{cases} \quad (4-10)$$

其中M是一个充分大的数， $f_{\max}$ 是当前的最优目标值。在式中，存在的问题是M的选取，M决定当前最优解的继承性。选取M的策略是初始迭代时，M同第一大与第二大目标差值的倒数尽量接近以避免早熟，后期迭代中逐步扩大差距。也可以在早期迭代中用简单的适应函数，而在后期用这类非线性加速适应函数。

### 3 线性加速适应函数

式的思想进一步系统化得到线性加速适应函数。线性加速适应函数为： $fitness(x) = \alpha f(x) + \beta$ ，其中 $\alpha, \beta$ 按方程确定：

$$\begin{cases} \alpha \frac{\sum_{i=1}^m f(x_i)}{m} + \beta = \frac{\sum_{i=1}^m f(x_i)}{m} \\ \alpha \max_{1 \leq i \leq m} \{f(x_i)\} + \beta = M \frac{\sum_{i=1}^m f(x_i)}{m} \end{cases} \quad (4-11)$$

其中，所有的 $x_i (i=1, 2, \dots, m)$ 为当前群体中的染色体。式的第一个方程表示平均值变换后不变，第二个方程表示将当前最优值放大到平均值的M倍。选取M的策略是，当目标值相差较大时，M不要过大，以便遗传的随机性；当遗传的一个群体目标值接近时，逐步扩大M。

由式解得：

$$\alpha = \frac{(M-1) \frac{\sum_{i=1}^m f(x_i)}{m}}{\max_{1 \leq i \leq m} \{f(x_i)\} - \frac{\sum_{i=1}^m f(x_i)}{m}}, \quad \beta = \frac{\sum_{i=1}^m f(x_i)}{m} \left[ \frac{\max_{1 \leq i \leq m} \{f(x_i)\} - M \frac{\sum_{i=1}^m f(x_i)}{m}}{\max_{1 \leq i \leq m} \{f(x_i)\} - \frac{\sum_{i=1}^m f(x_i)}{m}} \right] \quad (4-12)$$

#### 4.3.7 排序适应函数

将同一代群体中的m个染色体按目标函数值从小到大排列，直接取分布概率为：

$$p(i) = \frac{2i}{m(m+1)}, 1 \leq i \leq m$$

这样，避开了对目标函数进行线性、非线性等加速适应函数的早熟可能，使每一代最优解以最大的概率  $2/(m+1)$  遗传。

#### 4.3.8 交叉规则

遗传算法中常用的交叉规则有：

##### 1. 常用方法——双亲双子

在双亲确定后，这种方法以一个随机位进位之后的所有基因对换，对换后形成两个后代。

##### 2. 变换交叉法

对于某些双亲，采用常规方法可能造成父代与子代完全相同，势必影响收敛速度和搜索范围。为避开这种情况，可以采用变换交叉法，即从头开始先比较它们的相同的基因，从不同基因位置按常规方法随机选交叉位。

##### 3. 多交叉位法

随机选择多个交叉位，双亲以一个交叉位到下一个交叉位基因相互替代和下一个交叉位到再下一个交叉位不变这样交叉形成两个新的后代。

##### 4. 双亲单子法

这一方法使得一对双亲只有一个后代。一类是从常规交叉法的两个后代中随机选一个，另一类是根据优胜劣汰从后代中选一个好的。同样，变化交叉法和多交叉位也可以选择双亲单子法。

##### 5. 显性遗传法

对双亲中的基因，有些是具有优超关系的。这些基因必将遗传到下一代。即在其它位不变的情况下，任何一位的1永远比同位的0要好，于是1优超0。

以上都是双亲遗传法，还有一大类为单亲遗传法。

##### 6. 单亲遗传法

单亲遗传的特点是只有一个父代，下一代的产生通过单亲自身的基因变化。如选定一个单亲，随机选两个基因位置，将两个位置的元素进行交换。也可以选定两个交叉位，通过交叉位之内的基因倒排得到子代。

单亲遗传法使得染色体中的基因取值受到限制，因此限制搜索的范围。在使用单亲遗传时应加大变异的概率。单亲遗传法可以同双亲遗传法结合使用。

以上讨论都局限于常规码。非常规码对上述交叉方式失效，如对常规双亲双亲子、变化交叉法、多交叉位、单子法和优超法等失效。下面讨论讨论 $n$ 个整数 $1, 2, \dots, n$ 排列的非常规码的交叉问题。

### 7.非常规码的交叉方法

方法一：非常规码的常规交配法。随机选取一个交配位，两个后代交配位之前的基因分别继承双亲的交配位之前基因，交配位之后的基因分别按对方基因顺序选取不重基因。

方法二：不变位法。随机产生一个同染色体有相等维数的不变位向量，每一分量随机产生0或1，其中1表示不变，0表示变。变化的方式按方法一处理。在非常规码的交叉中，变异也不能同常规码一样只是0或1的变化，可以采用置换交换的方法实现这一功能。

#### 4.3.9 种群的选取和交配后群体的确定

种群由适应函数对应的概率分布以轮盘赌确定。在实际模拟中所关心的模板可能出现实际选取数与理论期望数的偏差。此时遗传算法的整体收敛性将引起偏差，于是可用监控的方法使得种群中所关心的结构在给定的范围内。

在种群的选择中，如用常用的交叉方法，种群中随机选取的染色体数同群体 $POP(t)$ 的维数相等。假设群体 $POP(t)$ 维数为 $m = 2k$ ，则以概率分布随机选取的 $m$ 个染色体随机结成 $k$ 对，在交配概率为1的前提下生成 $m$ 个后代。

在进化过程中，有多个因素与群体规模相关。第一是种群 $NewPOP(t+1)$ 的选取，可以选择小于 $POP(t)$ 规模的种群，这样才能体现选择最优的染色体组成种群。第二是交叉过程。交叉概率为1的前提下生成 $m$ 个后代。

在进化的过程中，有多个因素与群体的规模相关。第一是种群 $NewPOP(t+1)$ 的选取，可以选择小于 $POP(t)$ 规模种群，这样才能体现选择最优的染色体组成种群。第二是交叉过程。交叉概率不一定为1，有些双亲不一定有子女。在采用其它的交叉方式时，如双亲单子这样的方式，就无法保证有 $m$ 个后代。于是，产生用多少个新的染色体去替代旧群体中的染色体问题。

即使以概率1交叉产生 $m$ 个后代，则用新产生的 $m$ 个后代（变异后）替代原有的 $m$ 个父代会无法将最优解保持到下一代。鉴于此，种群选取的染色体个数可以不

同于群体的个数，其次是交叉后的子代不一定要全部替换旧群体。关于替换问题，有以下几种常见方法：

(1) 种群的选取、交配和变异用常规的方法，只是在  $MutPOP(t+1)$  中选最优的  $L$  个染色体替换  $POP(t)$  中最差的  $L$  个染色体；

(2) 选择种群中染色体的个数只是群体的一个比例，此时采用常规的交配方法，交配概率为 1，交配后的子代同  $POP(t)$  中的染色体通过筛选组成  $POP(t+1)$ ；

(3) 采用一些非常用的交配方法，用交配、变异后的子代同  $POP(t)$  通过筛选组成  $POP(t+1)$ 。记替换概率为：

$$G(t+1) = 1 - \frac{POP(t) \cap POP(t+1)}{m} \quad (4-13)$$

替换率为是替换问题的一个重要参数。 $G=0$  时为零替换，即  $POP(t) = POP(t+1)$ ，遗传一代后没有一个染色体变化。无任何进展的进化等于计算的重复，因此，我们期望替换率  $G > 0$ 。 $100\%(G=1)$  的替换使得新群体和旧群体的染色体相重率降低。直观看计算效果应该好，但有可能使得当前最优解无法遗传下去。

低替换率产生过多的重复计算适应函数值，使得搜索的范围扩展较慢。它的优点是使得某些关心的染色体得以保留。有资料表明  $100\%$  的替换率并不是最好的。

在群体或种群中有时会出现相同的染色体。相同的染色体造成适应函数的重复计算，但同时也是适应能力的一种表现，有扩大下一代相同染色体生存的可能性。 $100\%$  的替换会出现当前最优解的遗失，一种保持的策略使得上一代的当前最优解强行遗传到下一代。

## 4.4 蚁群优化算法

### 4.4.1 引言

蚁群优化算法 (Ant Colony Optimization algorithms) 是一种分布式智能模拟算法，基本思想是模仿蚂蚁依赖信息素进行通信而显示出的社会行为<sup>[10]</sup>。它是一种随机的通用试探法。此项研究旨在通过开发引导真实蚂蚁高度协作行为的自组织原理 (self-organizing principle)，来调动一群人工 agent 协作解决一些计算问题。蚂蚁群体在某些不同方面的行为特性已经启发研究者简历了若干种蚂蚁算法，例如觅食行为 (foraging)、劳动分配 (division of labor)、孵化分类 (brood sorting) 和协作运输 (cooperative transport)。蚁群中的蚂蚁以“信息素” (pheromone)

为媒介，间接异步地相互联系。这是蚁群优化算法的最大特点。蚂蚁在行动（寻找食物或者寻找回巢的路径）中，会在它们经过的地方留下一些信息物质，称之为“信息素”。这些物质能被同一蚁群中后来的蚂蚁感受到，并作为一种信号影响后者的行动，具体表现在后到的蚂蚁选择这些物质的路径的可能性比选则没有这些物质的路径的可能性大得多。后到者留下的信息素会对原有的信息素进行加强，并循环下去。这样，进过蚂蚁越多的路径，后到蚂蚁选择这条路径的可能性就越大。由于在一定时间内，越短的路径会被越多的蚂蚁访问，因而积累的信息素也就越多，在下一个时间内被其他的蚂蚁选中的可能性也就越大。这个过程会一直持续到所有的蚂蚁都走最短的那一条路径为止。

#### 4.4.2 基本蚁群算法特点

假设一个蚂蚁外出寻找食物，蚂蚁从A点出发，行走速度相同，食品在D点，蚂蚁可能行走的路线如图所示。由于无法预知道路中间的情况，蚂蚁出发时会随机选择ABD或ACD中的一条。假设初始每条线路上分配一个蚂蚁，每单位时间行走一步。当行走9个单位时间后，为图中上半部分的情形，已经有一个蚂蚁到达D点，行走的路线为ABD，而行走ACD路线的蚂蚁才到达C点。当行走18个单位时间后，走ABD的蚂蚁已经回到A点，而行走AC路线的蚂蚁到达D点。如果蚂蚁每经过一处留下大小为1点的信息素，这是ABD路线的第一点聚集2点，而ACD路线的第一点聚集1点。在行走36个单位时间后，这两点的信息素变化分别为4和2，比值为2:1，ACD线路的蚂蚁返回A点。

如果按比值的比例，蚁群决定ABD路线派两个蚂蚁而ACD路线上派一个蚂蚁。在每个蚂蚁再各行走36个单位时间后，ABD和ACD路线的第一点各累计12和4，比值为3:1。如果再按比值分配蚂蚁数量，则ABD路线分配3个蚂蚁，而ACD路线分配一个蚂蚁，按原有的模式重复下去，可以发现ABD和ACD路线的第一点信息素的比值会越来越大，最后的极限是所有的蚂蚁只选择ABD路线。

在自然界，蚁群这种寻找路径的过程表现为一种正反馈的过程。正基于此种行为，产生了人工蚁群的寻优算法。我们把只具备了简单功能的工作单元视为“蚂蚁”，那么上述寻找路径的过程可以用于解释人工蚁群的寻优过程。人工蚁群和自然界蚁群的相似之处在于，两者优先选择的都是含“信息素”浓度较大的路径。在这两种情况下，较短的路径上都能聚集相对较多的信息素。两者的工作单元（蚂蚁）都是通过在其所经过的路径下留下一定信息的方法进行间接的信息传递。人工蚁群和自然界蚁群的区别在于，人工蚁群有一定的记忆能力，它能够记忆已经

访问过的结点。另外，人工蚁群在选择下一条路径的时候并不是完全盲目的，而是按一定的算法规律有意识地寻找最短路径。

基于这个目标，我们考虑一个静态连接图  $G=(N,A)$ ，其中  $N$  是结点集合， $N=\{1,2,\dots,n\}$ ， $n=|N|$  代表结点数目，而  $A$  是连接  $N$  中结点的无向边的集合， $A=\{(i,j)|i,j\in N\}$ 。正如传统的最小成本代价问题一样，我们所要建立的一条最小成本路径是在被称为源点和目的地两个结点之间建立的（当边上的成本改用他们的长度来代替时，最小成本问题就等同于最短路径问题）。与真实蚂蚁的最短路径寻找行为相类似，我们称这两个点为蚁穴和食物源。

然而，在解决图  $G$  表示的最小成本路径问题时，会遇到以下问题：这些蚂蚁在建立解的过程中，有可能生成环路。这种正向信息素更新机制的后果将是导致蚂蚁最终困在这些越发有吸引力的环路上。但是即使蚂蚁可以逃出这些环路，信息素的总体分布也不会更利于短路径的选择，与此同时让蚂蚁具有更高的概率选择短边的机制也不再起作用。正是因为这个问题是由正向信息素更新引起的，那么解决这个问题最简单的方法就是去掉正向更新机制。在这种情况下，蚂蚁只能依赖于逆向更新。然而，此方法并不可行。

因而我们需要用其他方法来增强人工蚂蚁的能力，保留真实蚂蚁最重要的特点，使得它们可以解决一般连接图中的最小成本路径问题。尤其应当给予人工蚂蚁一种有限形式的记忆存储能力，使得它们可以同时把目前为止所经过的部分路径和已经遍历过的连接上的成本之都储存起来。通过使用记忆存储，蚂蚁可以执行一系列有用的行为，这些行为包括：

- (1) 由信息素导向的概率型解的构造，其中不具有正向信息素更新；
- (2) 带有环路消除和信息素更新的确定性路径返回过程；

(3) 对生成解的质量进行评估，并根据解的质量决定要释放的信息素数量（注意到在有些例子中，针对解的质量评估也可以在解的构建过程中由蚂蚁进行，不过这种方法对于其他复杂问题不一定适用，因为有时候不存在评估不分解的简单方法）。

此外，信息素蒸发也考虑到算法中还可以大大提高算法的性能，而且并不需要考虑真是蚂蚁在这方面的实际行为。

下面将简要解释一下上述提到的蚂蚁行为和信息素蒸发是如何在简单ACO（简称S-ACO）算法中实现的。

- (1) 概率型正向蚂蚁和解的构建

S-ACO中的蚂蚁可以被认为具有两种工作模式：正向和逆向。当它们的移动方向是从蚁穴朝着食物源时，就处于正向模式；而当它们从食物源返回蚁穴时，就处于逆向模式。一旦处于正向模式的蚂蚁到达了目的地，它就会转换为逆向模式并向着源点开始它的返回过程。在S-ACO中，正向蚂蚁以一定的概率在其所在结点的邻居结点中选择一个可移至的结点来建立一个解。（给定图 $G=(N,A)$ ，如果存在一条边 $(i,j)\in A$ ，那么两个结点 $i,j\in N$ 就是邻居结点）。正向蚂蚁在移动过程中并不释放任何的信息素。这种方法与确定性逆向移动结合起来，有助于避免环路的生成。

### （2）确定性逆向蚂蚁和信息素更新

使用显式记忆存储可以使得蚂蚁在搜索目的点的过程中重新回到刚才走过的路径上。此外，S-ACO蚂蚁通过环路消除来提高系统的性能。实际上，在路径返回开始之前，S-ACO蚂蚁会消除在搜索目的结点（即正向路径）的过程中所记录的路径上的任何环路。在返回的过程中，它们会在所经过的边上释放信息素。

### （3）基于解质量的信息素更新

在S-ACO中，蚂蚁会保存他们在正向路径中所经过的结点，如果所在的图带权，蚂蚁还会记住经过的边的成本代价值。因此它们可以评估出所生成的解的成本值，并使用这个成本值来调整在逆向模式中它们所释放的信息素大小。把信息素的更新设计成关于生成解质量的函数将有助于更加明确地指引将来的蚂蚁建立更好的解。事实上，让蚂蚁在更短的路径上释放更多的信息素，可以使得蚂蚁在路径寻找中更快地朝向更好的解。有趣的是，依赖于解质量的信息素释放这一现象在某些种类的蚂蚁中是存在的：有一种*Lasius Niger*蚂蚁，当这种蚂蚁从一个丰富的食物源返回的时候，它们所释放的信息素会比那些从差一点的食物源返回的蚂蚁所释放的信息素多。

### （4）信息素蒸发

对于真实的蚂蚁群体，信息素的浓度会由于蒸发而随着时间日益减少<sup>[14]</sup>。S-ACO中的蒸发过程是通过使用一个合理定义的信息素蒸发规则来模拟的。例如，可以为人工信息素的衰减设定一个常数比率。先前搜索阶段可能会包含人工蚂蚁建立的非常差的解，而信息素的蒸发正好可以降低先前阶段中所释放的信息素的影响。

### 4.4.3 基本蚁群优化算法

现在以TSP (traveling salesman problem) 为例说明基本蚁群优化算法的框架。TSP问题可以简单地用 $n$ 个城市的一个有向图 $G=(N, A)$ 来表示, 其中 $N$ 是结点集合,  $N=\{1, 2, \dots, n\}$ ,  $n=|N|$ 代表结点数目, 而 $A$ 是连接 $N$ 中结点的无向边的集合,  $A=\{(i, j)|i, j \in N\}$ , 城市间的距离 $D=(d_{ij})_{n \times n}$ , 目标函数为:

$$f(W) = \sum_{k=1}^n d_{i_{k-1}i_k} \quad (4-14)$$

其中,  $W=(i_1, i_2, \dots, i_n)$ 为城市 $1, 2, \dots, n$ 的一个排列,  $i_{n+1}=i_1$ 。

仿效自然界的蚁群行为, 蚁群优化算法中人工蚂蚁的行为可以描述如下。M只蚂蚁在TSP图中相邻的结点间移动, 从而协作异步地得到问题的解。每只蚂蚁的一步转移概率由图中每条边上的两类参数决定: ①信息素值, 也称为信息素痕迹, 是蚁群的“记忆”信息; ②可见度, 也就是先验值。信息素的更新由两种操作组合完成: 一是挥发。这一种全局的减少弧上信息素值的办法, 是模仿自然界蚁群的信息素随时间挥发的过程; 二是增强, 给评价值“好”的弧增加信息素值。

它们的移动是通过运用一个随机决策原则来实现的, 这个原则运用所在结点存储的信息, 计算出下一不可达结点的概率, 通过这个概率分布实现一步移动。通过这种移动, 蚁群建立的解会越来越接近最优解。当一个蚂蚁找到的一个解, 或者在相关连接的信息素痕迹中保存对解的评价信息。这些信息素的信息都蚂蚁未来的搜索有指导意义。

初始的蚁群优化算法是基于图的蚁群系统 (graph-based ant system, GBAS) 可以简单地描述如下。

STEP0 对 $n$ 个城市的TSP问题,  $N=\{1, 2, \dots, n\}$ ,  $A=\{(i, j)|i, j \in N\}$ , 城市间的距离矩阵 $D=(d_{ij})_{n \times n}$ , 为TSP图中的每一条弧 $(i, j)$ 赋信息素痕迹初值 $\tau_{ij}(0)=1/|A|$ , 假设有 $m$ 只蚂蚁在工作, 所有的蚂蚁从同一城市 $i_0$ 出发。  $k:=1$ 。当前最好解 $W=(1, 2, \dots, n)$ 。

STEP1 (外循环) 如果满足算法的停止规则, 停止计算并输出计算得到的最好解。否则, 让蚂蚁 $s$ 从起点 $i_0$ 出发, 用 $L(s)$ 表示蚂蚁 $s$ 行走的城市集合, 初始 $L(s)$ 为空集,  $1 \leq s \leq m$ 。

STEP2 (内循环)按蚂蚁 $1 \leq s \leq m$ 的顺序分别计算。当蚂蚁在城市 $i$ ,若 $L(s) = N$ 或 $\{l | (i,l) \in A, l \notin L(s)\} = \emptyset$ ,完成第 $s$ 只蚂蚁的计算。否则,若 $L(s) \neq N$ 且 $T = \{l | (i,l) \in A, l \notin L(s)\} - \{i_0\} = \emptyset$ ,则以概率

$$p_{ij} = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}(k-1)}{\sum_{l \in T} \tau_{il}(k-1)}, j \in T \\ 0, j \notin T \end{cases} \quad (4-15)$$

到达 $j$ , $L(s) = L(s) \cup \{j\}, i := j$ ;若 $L(s) \neq N$ 且 $T = \{l | (i,l) \in A, l \notin L(s)\} - \{i_0\} = \emptyset$ ,则到达 $i_0$ , $L(s) = L(s) \cup \{i_0\}, i := i_0$ ;重复STEP2。

STEP3 对 $1 \leq s \leq m$ ,若 $L(s) = N$ ,按 $L(s)$ 中城市的顺序计算路径长度;若 $L(s) \neq N$ ,路径长度是一个充分大的数。比较 $m$ 只蚂蚁中的路径长度,记走最短路径的蚂蚁为 $t$ ,若 $f(L(t)) < f(W)$ ,则 $W := L(t)$ 。用式对 $W$ 路径上的弧信息素痕迹加强,对其他弧的信息素痕迹挥发,挥发公式:

$$\tau_{ij} = \begin{cases} (1 - \rho_{k-1})\tau_{ij}(k-1) + \frac{\rho_{k-1}}{|W|}, (i,j) \text{是} W \text{的弧} \\ (1 - \rho_{k-1})\tau_{ij}(k-1), \text{其他} \end{cases} \quad (4-16)$$

得到新的 $\tau_{ij}(k), k := k+1$ ,重复STEP1。

在STEP3中,挥发因子 $\rho_k$ 对于固定的 $K \geq 1$ ,满足 $\rho_k \leq 1 - \frac{\ln k}{\ln(k+1)}, k \geq K$ ,并

$$\text{且 } \sum_{k=1}^{\infty} \rho_k = \infty。$$

上述的蚁群优化算法中,式为蚂蚁的搜寻过程,即以信息素决定的概率分布选择下一个访问的城市。算法还包括两个其他的过程,由式体现,称之为信息素痕迹的挥发(evaporation)过程和增强(reinforcement)过程。信息素痕迹的挥发过程就是每个连接上的信息素痕迹的浓度自动逐渐减弱的过程,由公式 $(1 - \rho_k)\tau_{ij}(k)$ 表示。信息素痕迹的挥发过程主要用于避免算法太快地向局部最优区域集中。采用这种实用的遗忘方法有助于搜寻区域的扩展。增强过程是蚁群优化算法的一个可选部分,用于实现由单个蚂蚁无法实现的集中行动。在式中,增强过程体现在观察蚁群( $m$ 只蚂蚁)中每只蚂蚁所找到的路径并且在蚂蚁所找到最短路径上的弧上保存额外的信息素。增强过程中进行的信息素更新被称为离线的信

息素过程。在STEP3中, 除非蚁群发现了一个更好的解, 否则, 蚁群永远记录第一个最好解。

容易验证, 式(4-16)满足  $\sum_{(i,k) \in A} \tau_{ij}(k) = 1, \forall k \geq 0$ 。

#### 4.4.4 蚁群算法的技术问题

##### 1. 解的表达形式与算法的实现

在基于TSP问题的蚁群优化算法中, 解的形式就是所有城市的一个排列, 信息痕迹按每个弧记录。TSP问题的解是一城市的顺序, 但作为一个闭圈, 谁排在第一位并不重要。一般地, 以顺序作为解的优化问题, 谁排在第一位就很重要。这一类问题在应用蚁群优化问题时, 只需建立一个虚拟的初始点, 蚁群穴居在这个虚拟点, 就可以简单地将TSP的解法推广, 应用到诸多的优化问题。当应用有共同的特点时, 即解以一个顺序表示时, 算法STEP3中的判断句是否有  $L(s) \neq N$  就需要根据实际应用问题进行修改。

##### 2. 每一结点的记忆信息和系数的确定

GBAS算法中蚂蚁转移概率由式给出。在一般的蚁群优化算法中, 其基本思想完全一样, 就是以一定的概率转移带下一结点。算法中主要有三部分信息需要记忆。第一部分信息是存在每个结点的路由表数据结构  $A = \{(i, j) | i, j \in N\}$ , 由此决

定式的转移概率为 
$$p_{ij} = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}(k-1)}{\sum_{l \in T} \tau_{il}(k-1)}, & j \in T \\ 0, & j \notin T \end{cases}$$
, 其中T可以看成结点i的邻域。

$A_y(k-1) = \{a_y(k-1) | (i, j) \in A\}$  按式定义为:

$$a_y(k-1) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(k-1)\eta_{ij}^\beta(k-1)}{\sum_{l \in T} \tau_{il}^\alpha(k-1)\eta_{il}^\beta(k-1)}, & j \in T \\ 0, & j \notin T \end{cases} \quad (4-17)$$

第二部分需要记忆的信息为每个蚂蚁的记忆表中储存着的自身的历史信息, 这一部分主要由算法中的L(s)记忆, 表示蚂蚁已经行走过的结点。

第三部分为问题的约束条件。在GBAS中, T集合表示满足约束条件的候选集。

残留信息的相对重要程度 $\alpha$ 和预见值的相对重要程度 $\beta$ 体现了相关信息痕迹和预见度对蚂蚁决策的相对影响。推荐参数的最佳设定为： $\alpha=1, \beta=5, \rho=0.5$

### 3. 蚁群的大小和停止规则

一般应用中，蚁群中的蚂蚁的个数 $m$ 是固定数，不超过TSP中图的结点数。终止条件主要有三类。第一类为一个给定的外循环最大数目，表明已经有足够的蚂蚁工作；第二类为当前最优解连续 $K$ 次相同而停止的规则，其中 $K$ 是一个给定的整数，表示算法已经收敛，不需要再继续；第三类为目标值停止规则，给定优化问题（目标最小化）的一个下界和一个误差值，当算法得到的目标值同下界之差小于给定的误差值时，算法终止。

### 4. 在线和离线信息素的修改

信息素痕迹的更新可分为离线和在线两种方式。离线方式，也称为同步更新方式，其主要思想是在若干只蚂蚁完成 $n$ 个城市的访问后，统一对残留信息进行更新处理。信息素在线更新，也称为异步更新，蚂蚁每行一步，马上回溯并且更新行走路径上的信息素。

对于离线方式的信息素更新，进一步可以细分为单蚂蚁离线更新和蚁群离线更新两种方式。蚁群更新方式是在蚁群中的 $m$ 只蚂蚁全部完成 $n$ 个城市的访问（即 $k-1$ 次蚁群循环）后，统一对残留信息进行更新处理，即按公式：

$$\tau_y(k) = \tau_y(k-1) + \Delta\tau_y(k-1) \quad (4-18)$$

其中， $\tau_y(k)$ 为第 $k-1$ 循环后的信息素痕迹值。单蚂蚁更新是在第 $s$ 只蚂蚁完成对所有 $n$ 个城市的访问后，进行路径回溯，更新行走路径上的信息素，同时释放分配给它的资源。更新公式为 $\tau_y(s+1) = \tau_y(s) + \Delta\tau_y(s)$ ，第 $s+1$ 只蚂蚁根据 $\tau_y(s+1)$ 重新计算式的出行。

在TSP的应用中，蚁群优化算法根据信息素痕迹更新方式的不同可以分为不同的算法。当采用离线方式，且 $\Delta\tau_y(k-1)$ 或 $\Delta\tau_y(s)$ 为：

$$\Delta\tau_y(t) = \begin{cases} \frac{Q}{|W|}, & (i,j) \in W \\ 0, & (i,j) \notin W \end{cases} \quad (4-19)$$

时,其中  $W$  为  $t$  循环中  $m$  只蚂蚁所行走的最佳路线或第  $t$  只蚂蚁所行走的一条路径,  $Q$  为一个常数,这样的算法称为蚁环算法 (ant-cycle algorithm),特点是行走的路径越短对应的保存的信息素值越大。

GBAS算法就是信息素离线更新的典型算法。在信息素离线更新算法中,蚁群中蚂蚁的先后出行顺序没有相关性,前面出行的蚂蚁不影响后面出行蚂蚁的行为,但每次循环需要记录 $m$ 只蚂蚁的行走路径,以便最后比较选取最好的路径。同蚁群离线方式比较,单蚂蚁离线更新方式的一个优点是记忆信息相对较少,只需记录第 $s$ 只蚂蚁行走的路径,并通过信息素更新后,释放该蚂蚁的所有记录信息,第 $s+1$ 只蚂蚁根据 $\tau_{ij}(s+1)$ 重新计算式的出行。单蚂蚁离线方式等价于蚁群离线方式中每个蚁群只有一个蚂蚁。

信息量记忆更小的是信息素在线更新方法,蚂蚁每行一步,马上回溯并且更新行走路径上的信息素。信息素更新为:  $\tau_{ij}(k+1) = \tau_{ij}(k) + \Delta\tau_{ij}(k)$ , 其中,  $k$  为蚂蚁行走的第 $k$ 步。

蚁量算法 (ant-quality algorithm) 的信息素更新为:

$$\Delta\tau_{ij}(k) = \frac{Q}{d_{ij}} \quad (4-20)$$

$Q$  为常量,  $d_{ij}$  表示 $i$ 到 $j$ 的距离,即信息素浓度会因为城市距离的减小而增大。蚁密算法 (ant-density algorithm) 信息素更新为  $\Delta\tau_{ij}(k) = Q$ 。

通过上述三种方法模拟计算比较,蚁环算法的效果较好这是因为它用的是全局信息,而其余两种算法用的是局部信息。蚁环离线更新方法很好地保证了残留信息不至于无限累积,如果路径没有被选中,那么上面的残留信息会随着时间的推移而逐渐减弱,这使算法能“遗忘”不好的路径。

完成信息素的保留过程后,将要进行信息素的挥发过程。在蚁群的启发式算法的进程中,挥发过程是可选的。当采用挥发过程的时候,它主要达到全局信息的集中。

#### 4.4.5 连续蚁群算法

在连续空间使用蚁群算法的难点是如何在连续空间内建立离散结构的邻域关系。归纳蚁群算法成功求解TSP问题的关键因素:

- ① 选择机制: 信息素轨迹越多的路径,被选择的概率越大;

② 更新机制：路径上的信息素会随蚂蚁的经过而增长，同时也随时间的推移逐渐挥发消失；

③ 协调机制：单个个体很容易陷入局部最优，但多个个体通过合作，可以跳出局部极限，有利于对全局空间的进一步搜索；

针对蚁群算法在连续空间中应用的难点，本节在连续空间内寻优方式、信息素记录与更新、全局搜索三个方面进行了研究。本节提出一种可用于求解一般连续空间优化问题的连续蚁群优化算法(Continuous Ant Colony Optimization, CACO)<sup>[15]</sup>。本节为蚁群算法提出一种在搜索域上快速移动的迭代寻优方法——随机寻优与步长加速方法的结合，使随机寻优与步长加速的方法相结合，使随机分布的蚂蚁能快速到达局部最优；同时设计一种记录信息素轨迹的方法，让蚁群寻找到的较优点以正态分布形式在搜索域上留下记录，为后续蚂蚁选择寻优方向提供启发式信息；当蚂蚁滞留于局部最优解时，与变异机制类似，将此蚂蚁重新初始化以跳出局部最优。

### (1) 快速迭代寻优

设计蚂蚁可行域上结合随机寻优和步长加速法迭代前进。步长加速法是直接法中的一种方法，由于不需要导数信息，故可应用于任何形式的目标函数，应用范围极广。具体应用方法是设计蚂蚁在一定的方向上以一定规律变化的步长加速方法迭代前进，当在此方向上找不到最优解时，改变移动方向继续前进。

对于连续空间的最小化问题，设蚁群规模为Psize，蚂蚁i的位置即表示为一个n维解向量，记为  $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ ，移动方向记为  $\varphi_i$  (n维向量，满足  $\|\varphi_i\|=1$ )，移动步长为  $Step_i$ 。则  $K+1$  次迭代操作：

$$Step_i^{K+1} = \begin{cases} 1.8Step_i^k, & f(X_i^K + 1.8Step_i^k \cdot \varphi_i^k) > f(X_i^{K+1}) \\ Step_i^k / 1.8, & \text{else} \end{cases} \quad (4-21)$$

更新蚂蚁位置：

$$X_i^{K+1} = X_i^K + 1.8Step_i^k \cdot \varphi_i^k \quad (4-22)$$

上式所示的步长变化方式可以使蚂蚁的移动速度自适应的调整，蚂蚁能快速地达到局部极值。即使初始步长设为一个较小的值，当目标函数在其移动方向上变化比较平缓时，蚂蚁也可以很快地到达局部极值点。

### (2) 信息素保留机制

第K次迭代时, 信息素列表  $R^K$  是一系列较优点的集合 (设点的个数为  $p$ ), 它们在搜索域内的位置满足正态分布。每个点记录有  $n+3$  维数据, 包括  $n$  维点坐标向量  $X^R$ 、点的目标函数值  $f(X^R)$  以及点对应正态分布的幅值  $M$  和  $\sigma$ :  $M = e^{-(f-f_{\min})}$ 。因此  $0 < M \leq 1$ ,  $\sigma$  初始值记为  $\sigma_0$ 。搜索域中某一点  $X$  的信息素值:

$$\Psi(X) = \sum_{i=1}^p M_i \times e^{-\frac{\|X-X_i^R\|^2}{2\sigma_i}} \quad (4-22)$$

当蚂蚁在第K+1次迭代后到了  $m$  个新优解,  $X'_i = (x'_{i1}, x'_{i2}, \dots, x'_{in})$ ,  $i=1, 2, \dots, m$ 。将更优解记录到信息素保留点列表  $R^{K+1}$  中。比较  $m$  个新优解与  $R^K$  中信息素保留点的距离, 距离过近两点应当删去  $R^K$  中旧点, 同时扩大新点的覆盖范围, 即增大  $\sigma$  值:

$$\text{if } \Delta X = \|X_i - X_j\| \leq \delta \text{ then } \sigma_j = \sigma_i \times \left(1 + \frac{M_j}{M_i} \cdot \frac{\Delta X}{\zeta}\right) \quad (4-23)$$

其中,  $i=(1, 2, \dots, m)$ ,  $j=(1, 2, \dots, p)$ ,  $\sigma$  和  $\zeta$  为预先设定好的常数。

一次迭代后, 若有新的更优解产生, 进行信息素保留点记录后, 给  $R$  中的信息素点进行蒸发操作:  $M_i = (1 - P_{\text{evop}}) \times M_i, i=(1, 2, \dots, p)$ ,  $R$  中信息素点的幅值过小时信息素保留点即消失。

这样的信息素设置方式可以使蚂蚁在全球搜索域上在任意方向上寻优, 信息素在全球域上保留, 不会因蚂蚁的移动而移动, 保证了蚂蚁交流的完整性。

### (3) 蚂蚁方向选择

如果没有得到比  $f(X_i^K), (i=1, 2, \dots, Psize)$  更优的解, 更改蚂蚁的移动方向  $\varphi_i$ 。在蚂蚁  $i$  当前所在位置随机产生  $2n$  个单位方向  $\varphi_j (j=(1, 2, \dots, 2n))$ , 由单位方向上信息素值  $\Psi(\varphi_j)$  和目标函数值  $f(\varphi_j)$  的大小概率性选择下一步移动方向:

$$\varphi_j = \frac{\Psi(\varphi_j) \cdot f(\varphi_j)^\beta}{\sum_{j=1}^{2n} \Psi(\varphi_j) \cdot f(\varphi_j)^\beta} \quad (4-24)$$

其中,  $\alpha$  和  $\beta$  分别为信息素权重系数的和目标函数的权重系数。计算出方向的概率后, 以轮盘赌法选择方向  $\varphi_j$ , 此时, 重新设置蚂蚁的步长  $Step_i = Step_0$ 。

### (4) 滞留蚂蚁重置

每次迭代后计算群体中蚂蚁移动的距离若小于设定值 $StopStep$ ，则认为该蚂蚁陷入了局部极值点，对此蚂蚁进行重置。在搜索域中随机选择一点作为蚂蚁的位置，其步长与方向重新进行初始化。这种做法与基本蚁群优化算法的不同之处在于，基本蚁群算法在多次迭代后，由于某些路径上的信息素过大，大部分蚂蚁会选择信息素浓度大的路径，于是蚂蚁过于集中导致算法停滞；而本文算法由于信息素保留点的记录使蚂蚁可以利用正反馈信息，又不至于使蚂蚁过于集中。

#### (5) 算法步骤

现将本文提出的连续蚁群优化算法步骤总结如下：

①初始化。将群体规模为 $Psize$ 的蚂蚁随机分布在搜索域上，蚂蚁的初始步长均设为 $Step_0$ ，随机设置初始搜索方向 $\varphi$ ；初始化信息素保留点列表 $R$ ，将所有蚂蚁均列入 $R$ 中，并计算其幅值 $M$ 和方差 $\sigma$ ；

②第 $K+1$ 次迭代。蚂蚁更新步长和位置，对于改变步长却无变化的蚂蚁，重新选择方向，其步长重新设为初始步长；

③信息素更新。若该次迭代找到了更优解，将较优解加入 $R$ ，然后进行信息素蒸发操作；若该次操作无更优解产生，则不进行任何操作；

④对滞留蚂蚁进行重置。计算该次蚂蚁迭代的移动大小，若蚂蚁移动均值小于设定值 $StopStep$ ，则将该值蚂蚁重新初始化；

⑤若满足结束条件，则算法寻优结束，输出最优值；否则，转②。

### 4.5 基于遗传算法的变压器局部放电超声定位

上面介绍了几种现代优化算法的背景以及基本原理和计算步骤，模拟退火算法是一种基于金属物体的退火、降温过程中原子的能量分布概率产生的优化算法，其计算框架是由一个马尔科夫链，计算原理直观，但其计算结果容易陷入局部最优；蚁群算法在大型的路由选择中能发挥其强大的优势，在连续空间的目标函数寻优中，其信息素更新和蒸发机制的性能尚不明确；遗传算法中基于种群进化的策略更适合变压器多点定位的需要，考虑到关于遗传算法的研究广泛发展，其淘汰、交叉和变异规则多样，在系统中采用基于遗传算法的超声定位技术。

### 4.5.1 解的编码

在变压器局部放电超声定位中，变量的取值有其固定范围。由于是对变压器内部的油中气隙放电点进行定位，因此定位的坐标点必为变压器内部某点，一般大型变压器的尺寸在（长10m\*宽5m\*高5m）左右，为了使得算法具有更好适应性，坐标点 $(x, y, z)$ 的编码采用十位二进制，其中前面四位为整数部分，后面六位为小数部分，其计算精度为 $2^{-6} = 0.0078125\text{m}$ 。由此定义的解的编码定义的精度满足局部放电超声定位的系统精度要求。例如，一个三元变量的编码为：

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0100001011 \\ 1111000100 \\ 0110000010 \end{bmatrix}, \text{ 转换成十进制则为: } \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4.2 \\ 15.1 \\ 6.0 \end{bmatrix}。$$

### 4.5.2 种群选取策略

遗传算法中的种群选取对于进化计算至关重要，种群中个体的选取随机性越大，其子代进化的结果越好，因此可以在系统进行多次实验以得到最好的满足某些分布（泊松分布、高斯分布）的随机数；种群的个体总数一般在100以内，总数太大，其进化的代数也需随之增加，则进化计算的时间和空间复杂度均呈指数增长。

### 4.5.3 淘汰规则

根据式（4-7）和目标函数，计算每个个体的淘汰概率，由于目标函数是最小化问题，因此应该“淘汰”种群中概率较大的个体，事实上，这里的淘汰指的是用淘汰概率小的个体代替淘汰概率大的个体。“淘汰”过程中种群的个体总数不变，这样有利于进行子代的多次进化，即不会出现子代个体数目太少无法进化的情况。

### 4.5.4 交叉规则

为保证种群个数不变，父代交叉后的子代数应该相同。在本算法中，采用“奇偶”交叉法，设A为父代、B为父代，子代newA的值取A的奇数位和B的偶数位，同样，newB的值取A的偶数位和B的奇数位。交叉规则如图4.2所示。

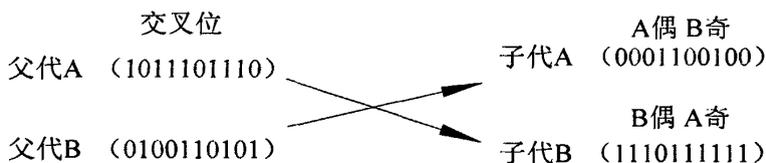


图 4.2 “奇偶位”交叉方法图

#### 4.5.5 变异规则

遗传算法中新种群中的个体需要进行变异，个体变异可以防止优化问题陷入局部最优。通常种群中的每个个体都要进行变异，变异的基本规则是要求保留变异结果好的个体，对于变异结果“不好”的个体可以多次变异直至找到满意的变异个体为止。需要说明的是，虽然变异是随机过程，但是在算法中，我们只保留变异结果较好的个体，对于不好的个体采取多次变异的措施防止种群退化。

#### 4.6 应用案例

案例一：变压器规则（长×宽×高）：5m×3m×4m；实际放电点坐标：S(4.5, 2.6, 3.7)；接收端坐标：R1(2.5, 0.0, 2.0), R2(2.5, 1.5, 4.0), R3(5.0, 1.5, 2.0), R4(2.5, 3.0, 2.0), R5(0, 1.5, 2.0)；参考点时刻：t1=0.0026s；接收时延：dt=[0.0016;0.0015;0.0019; 0.00352469]-t1。

使用matlab遗传算法工具箱，目标函数为式(2-3)，变量个数3个，种群总数100，初始值(2.5, 2.5, 2.5)。遗传算法的计算结果如图4.3所示，其中，图(a)为进化次数和目标函数最优值关系图，黑点表示最优值，蓝点表示平均值；图(b)为当前变量最优值；图(c)为进化过程中的成绩图；图(d)为个体适应度图。进化计算结果为：

$$S' = \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} 4.4485 \\ 2.5042 \\ 3.7125 \end{bmatrix}$$

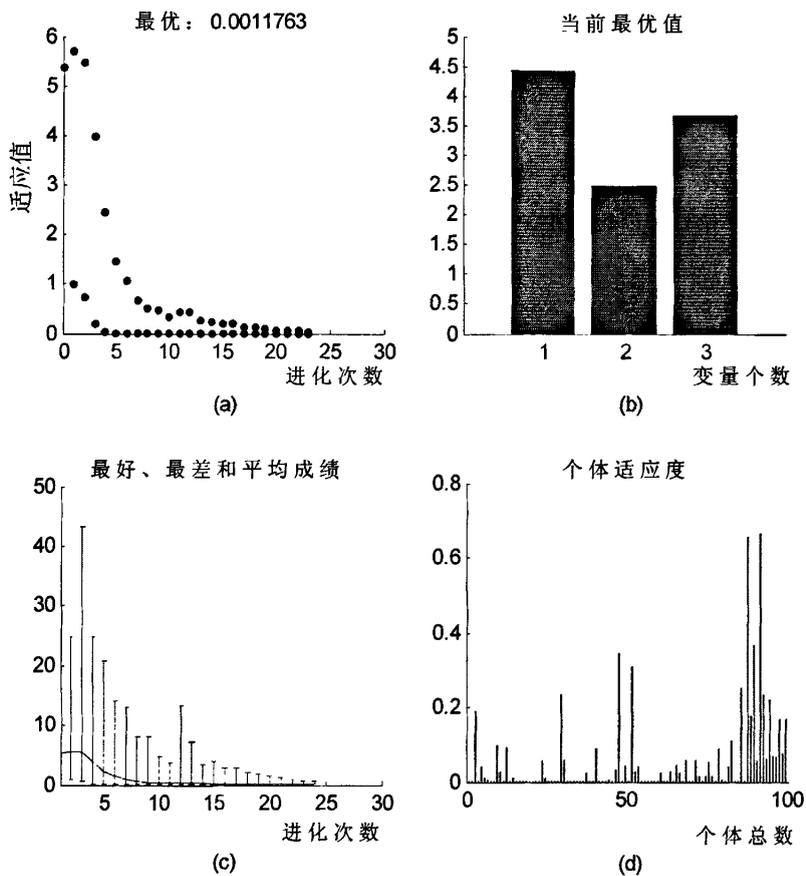


图 4.3 进化计算结果图示

## 4.7 小结

本章介绍了几种现代优化方法，通过分析比较它们的优缺点，文章采取了近年来研究发展较成熟、算法稳定性高，最关键的是其优化模型更符合局部放电超声定位模型的遗传算法计算局部放电点。通过现场的监测结果表明了算法的正确性以及超声定位中的实用性。

## 第五章 变压器局部放电超声定位中其它技术研究

### 5.1 前言

变压器局部放电在线监测的关键技术是时延检测和放电定位,除此之外,一些其它因素也会对定位结果产生不同程度的影响,比如现场干扰以及传感器灵敏度、算法灵敏度等问题。此外,变压器内部结构复杂,局部放电点会有多个,如何准确的进行多点定位也是系统的关键任务。

### 5.2 检测灵敏度分析

在线监测局部放电的灵敏度是指在线条件下,监测系统能够对放电点定位的准确程度。由于变压器内部结构复杂,变压器所处的现场环境复杂多样,在线监测灵敏度要比实验室条件下的监测灵敏度小得多<sup>[17]</sup>。事实上,局部放电在线监测的定位要求在cm级,在现场环境下,采取有效的抑制噪声措施后,检测系统完全能够达到定位的灵敏度要求。

从实际使用情况考虑,检测系统应能达到测出危险放电点的灵敏度<sup>[16]</sup>。根据国内外运行经验,电力变压器的局部放电量在数kpC时仍可继续安全运行;当达到10000pC及以上时,则应引起严重注意<sup>[18]</sup>,因为此时绝缘可能存在明显的损伤。例如我国某变电站一台220kV变压器,当局部放电量为3000pC时,气相色谱分析结果无变化;另一变电站的一台高压变压器,当局部放电量为1000pC时,运行十年后局部放电量仍无变化。从能监测出设备最小的危险放电量考虑,在线监测的灵敏度至少应达到准确定位放电量在数kpC的放电点,如4000pC~6000pC。

### 5.3 现场干扰的来源分析及抑制措施

监测系统还应保证其测量结果的可靠性,以便对设备的绝缘状况作出正确的判断。从发展的观点,还希望尽可能提高监测的灵敏度和信噪比。所有这些都要求采取和加强抗干扰技术。因此,干扰的消除和抑制是在线检测电力设备局部放电的一个关键技术问题。

干扰来源主要有以下几种:

(1) 线路或其他临近设备的电晕放电和内部的局部放电产生的超声波干扰信号。这种干扰普遍存在于变电站中。干扰信号是脉冲型的,和待测设备局部放电的波形几乎一样,这是一种重要的干扰源。

(2) 电力系统的载波通信和高压保护信号对监测的干扰。这是一种连续的周期性高频干扰信号,其频率为30kHz~500kHz。高频通信的每一信道所占的频带虽仅为4kHz,但是所采用的是频分复用的多路通信方式,故处在复合网内的输电线路所传送的常常是多个频率的载波信号,这样所占的频段多而宽。例如对国内某电厂实测的结果发现,其载波频率范围为99kHz~400kHz,其间只有3个带宽为16kHz的频段未被占用。另一个有载波通信和高压保护的110kV变电站,在变压器外壳接地线上测得的干扰频率分布在57kHz~370kHz之间,占有9个频段。经核查,这些频段正是该变电站所处电网的载波通信和高压保护的频率。可见,载波通信和高压保护信号是一种十分强大而重要的干扰源。

(3) 可控硅整流设备引起的干扰。可控硅整流设备是许多变电站常用的设备。当可控硅闭合或开断时会发出脉冲干扰信号,它在一个工频周期上出现的相位是固定的,属于脉冲型周期性干扰。

(4) 无线电广播的干扰。这种干扰是连续的周期性干扰,其频率在500kHz以上。

(5) 其它随机性干扰,如开关、继电器的断合,电焊操作,荧光灯、雷电、云层、空气环境等的干扰以及旋转电机的电刷和滑环间的电弧引起的干扰等,这是一种无规律的随机性脉冲干扰。

综上所述,根据干扰信号的波形可分为脉冲型干扰信号和连续的周期性干扰两大类。

上述干扰信号主要可能通过以下三种途径进入监测系统:

(1) 从监测系统的工频电源进入,故检测系统电源宜由隔离变压器加上低通滤波器供电,以抑制这类干扰。

(2) 通过电磁耦合进入监测系统,故监测系统包括连线应很好地屏蔽,或利用光电隔离和光纤传输信号,以减少干扰。

(3) 通过传感器(即监测组件)进入的干扰信号,它和局部放电的信号混叠在一起,上述方法不能抑制这个干扰通道,需采取其他技术措施。

采用声、电联合监测有助于正确辨识局部放电信号,也不失为一种抗干扰措施,但它并不直接抑制干扰<sup>[19]</sup>。由于现场的干扰有多种类型,而且有时还十分强大,不同地点的干扰类型和强弱又都不同,故抗干扰措施要有针对性,对不同情况采取不同对策。下面介绍几种主要的抗干扰技术。

(1) 选择合适的检测频带

系统的监测频带 $\Delta f$  ( $\Delta f = f_2 - f_1$ ,  $f_1$ 为上限频率,  $f_2$ 为下限频率)的选择原则是:能避开现场主要的干扰频带,使之在此监测频带下,监测灵敏度和信噪比

最高。这可通过合理选择滤波器及电流传感器的带宽来实现。对固定式监测系统,可实现现场连续的周期性干扰的频带,例如载波通信、高频保护的频带,确定一个固定的监测频带。为增加灵活性,也可提供数个监测频带。系统监测频带选择,除按上述原则外,同时还要求脉冲分辨率 $1/\tau_r$  ( $\tau_r$ 为脉冲分辨时间( $\mu s$ ),  $1/\tau_r$ 为每秒最高放电脉冲数)的要求,即 $\tau_r \geq 2/(f_2 - f_1)$ 。

### (2) 差动平衡系统

差动平衡系统要求从 $CT_1$ 和 $CT_2$ 上输出的两路干扰信号完全一致,方能得到较高的抑制比<sup>[14]</sup>。例如不少变电站常用两台结构完全相同,或基本一致的主变压器,当 $CT_1$ 和 $CT_2$ 分别套接在各自的外壳接地线上时,等值电容 $C_{x1}$ 与 $C_{x2}$ 基本相同,这对干扰的抑制比较有效。但要判断哪台变压器发生局部放电时,还需借助于声波的测量。

当仅有一台变压器(或两台变压器结构差别极大)时,往往只能由外壳接地点(或高压套管的末屏接地线上)和绕组中性点接地线上的信号进行比较。显然,由于变压器绕组和外壳的各自的脉冲传输路径不同,两个传感器上的脉冲波形是不同的。在时间上也常有明显的时延。为此可选择合适的测量频带,在这个频带下干扰信号能被差动系统较好地抑制,而局部放电信号则能更多地被监测到。

具体做法是:在离线停电的情况下,对变压器和监测系统进行调整,在外部加上校准用脉冲方波,模拟干扰信号,并对传感器上测得的电流脉冲做频谱分析。同样可在高压端对外壳T或中性点N间注入电荷,以模拟变压器内的局部放电,并对传感器上测得的电流脉冲进行频谱分析。对两个或多个传感器上的脉冲频谱进行比较,可以了解到哪个频段的干扰信号易于抑制。同时,可实测不同频率下的抑制比和信噪比,由此得到一个较好的监测频段。

显然这是个窄带监测系统,实际上,在电流传感器后接有窄带滤波器。该法在单相500kV变压器上对来自输电线的共模干扰,得到了40dB的抑制能力。

由于不同的变压器的结构不同,故针对不同变压器,均需事先进行上述调试工作。由套管末屏和外壳接地线上电流传感器构成差动系统,进而可用相同方法进行调试。

### (3) 脉冲极性鉴别系统

脉冲极性检测别系统的工作原理,但当用于在线监测时要作一些改进。

首先是鉴别的判据问题。如差动平衡系统一样,当两个比较信号分别取自外壳接地线和套管末屏接地线时,这两个信号的传输路径是相当不同的。假定放电

发生在绕组的高压绕组末端，则后者基本上是个电容电器，而前者要经过高压绕组，这是个分布参数网络。

当放电脉冲经高压绕组传播到外壳时，通常包含三个分量：一为经入口电容C直接耦合到外壳的、无时延的电容性分量；二为沿分布电感、电容的路径向绕组端部传播，经一定时延后到达测量端的行波分量；三为沿绕组线圈和匝间互感传播的震荡分量。后两个分量均有时延，受传输路径影响较大<sup>[20]</sup>。故在外壳接地线上所取得的信号与套管末屏接地线上取得的信号相比，除第一个半波因电容性分量所占比例较大，基本符合外部干扰信号在监测回路得到的极性相同，而局部放电信号极性相反这一规律外，其后几个半波都有不同程度的时延，甚至时延超过谐波频率的半个周期而造成极性反相<sup>[21]</sup>。因而对窄带型监测系统（为抑制严重的连续的周期性干扰，监测系统监测频带有时只能选用较窄的带宽），极性鉴别系统应以第一个半波（即电容分量）作为极性鉴别的判据。现场试验的结果也证明了这个分析。

其次，当外界有较强连续的周期性干扰时，将使电子门连续关闭，甚至处于永久关闭状态，使在此期间发生的局部放电信号无法监测。为此，应在信号进入鉴别系统前，先对周期性干扰进行抑制（例如滤波），使脉冲信号突出于连续的周期性干扰电平之上，以保证鉴别的灵敏度。第三电子门的打开时间由信号自身幅度控制（若鉴别系统选用常闭型的话），即设置了可调的阈值（或门限值），当放电脉冲信号低于该值时，电子门将自动关闭。

#### （4）数字滤波技术

用软件进行滤波的数字滤波技术也可用于变压器局部放电在线监测，例如，先运用FFT频谱分析技术，可测定现场连续周期性干扰的频率范围，以帮助确定滤波器的频带。这样设计出的数字滤波器，可有效抑制连续的周期性干扰<sup>[22]</sup>。当现场噪音太高、信噪比太低时，要注意A/D转换和数据采集的位数所决定的量化误差有可能影响局部放电信号的监测，此时需要提高A/D的位数，或对信号先进性预处理，而后运用数字滤波处理。

综上所述，抑制干扰的措施包括消除干扰源、切断干扰途径和干扰的后处理三个方面。

干扰的后处理方法很多，但大体可归纳为三类：一为频域开窗，即利用连续的周期性干扰在频域上离散的特点加以抑制。硬件方式可通过确定合适的监测频带，选择合适的带通滤波器和窄带电流传感器来实现；软件方式可用FFT或自适应滤波器等数字滤波技术来实现。二为时域开窗，即利用脉冲干扰在时域上是离散

的特点来消除。硬件上可运用差动、脉冲极性鉴别等方式实现。三为计算机逻辑识别。这是在上述干扰抑制的基础上,根据脉冲信号序列的逻辑规律,利用计算机判断是局部放电信号还是干扰信号。

对于开窗处理办法,显然应该采用频域开窗在前,时域开窗在后的原则,以保证各种脉冲干扰在白噪背景下清晰可辨。

除了采取各种抑制措施外,还应针对现场具体情况,对干扰的来源、路径、类型作尽可能详尽的定性和定量分析。例如干扰信号不仅来自高压回路,同样会来自动力电源、地网等低压回路。分析清楚才能采取针对性的抑制措施,以取得好的抑制效果。

由于干扰来源路径、类型众多,采取单一的抑制措施显然是不够的,应采取软硬件结合的综合性抑制措施才可奏效。

尽管如此,由于现场干扰的严重性和复杂性,给干扰的抑制带来很大的困难,因此如何有效地抑制干扰是实现变压器局部放电在线监测的技术关键。

#### 5.4 基于阵列信号的多点定位研究

国际上常用的局部放电源的定位方法超声波定位等方法,对于多局放源在极短时间内相继或同时发生的情况这些方法很难从时域乃至频域上进行区分。

变压器内部绝缘发生局部放电时会产生高频脉冲电信号,同时较大的能量释放还将激发机械振荡波,产生超声波信号并以球面波形式经固、液绝缘介质向周围传播。因此利用传感器阵列对空间超声波信号进行采样,并提取所接收的信号及其特征信息就可实现局部放电的多目标定位。

在高压电气设备内壁安装两个超声波传感器平面阵列,利用多个超声波传感器构成的平面阵代替传统的多个超声波探头,通过传感器阵列接收目标空间辐射的超声波信号,接着对空间信号场进行多点并行采样,应用阵列信号处理技术中的空间谱估计理论分析阵列传感器所接收信号的特征信息(信号源数、传播方向),并完成放电源数的估计、放电源方向的估计和放电源距离的计算,进而实现局部放电的多目标定位<sup>[23]</sup>。

在高压电气设备的任意两个面内各安装一组相同的传感器阵列,同时接收高压电气设备内部的局放信息,整个定位过程为:首先估计放电源数目;然后估计放电源所在的方向,最后采用无源定位中多平台测向交叉的定位方法(该方法利

用两个以上的观测平台对目标进行测向，各个测向线的交点就是目标的位置）对局部放电点实现多目标定位，如图5.1为平面阵（左）和空间信号示意图（右）。

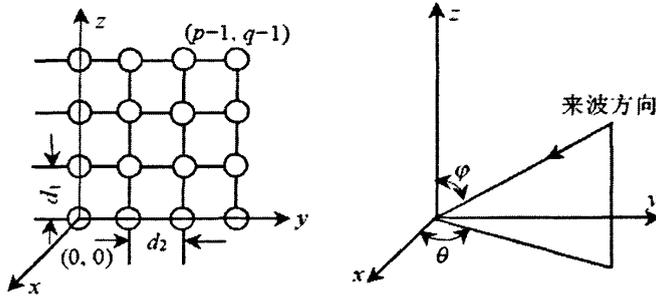


图 5.1 平面阵列及其空间信号示意图

### (1) 放电源数目的估计

高压电气设备内部发生局部放电时，放电源（信号源）的个数常不唯一，且经常是未知数，要实现多放电源的定位，需要预先估计出信号源的个数；目前常用的信号源数估计方法有假设检验法、广义似然比法和基于信息论准则法等。但这些估计方法都是针对高斯白噪声背景对入射信号源数进行估计，噪声中有色成分加大时这些算法的性能会很快下降，甚至失效，我们采用正则相关技术估计信号源数。

### (2) 放电源方位的估计

多重信号分类（Multiple Signal Classification, MUSIC）算法是R.O.Schmidt等人于1979年提出的，该算法的提出开创了空间谱估计算法研究的新时代，促进了特征结构类算法的兴起和发展，实现了向现代超分辨测向技术的跨越，该算法已成为空间谱估计理论体系的标志。MUSIC算法通过检验各方向矢量与整个噪声子空间的正交性将空间谱定义为：

$$\rho(\theta, \varphi) = \frac{1}{a^H(\theta, \varphi) E_N E_N^H a(\theta, \varphi)} \quad (5-1)$$

式中  $\rho(\theta, \varphi)$  也称为角谱，其N个峰值对应的方位角和俯仰角就是目标的方向估计。

### (2) 放电源距离的估计

对于无源被动定位系统，需要多个阵列才能对空间目标进行定位；而在多目标环境下，由于各测量站无法对目标进行独立定位，因此不能像主动雷达系统那样完成目标的数据关联。被动定位系统首先要解决的问题是各测量站的测量数据是否来源于同一目标，只有将属于同一目标的测量数据组合起来(测量数据关联)

才能对目标进行空间定位。一般的关联方法有信号分选法和数据处理方法。我们采用数据处理方法进行测量数据关联，它通过两个观测点（传感器阵列）对目标进行测向，各个测向线的交点就是目标的位置，从各个观测点任取两个不相关的测量数据就可定位空间中的一点，当这两个测量数据来源于同一目标时，定位得到的点即为目标位置，否则为虚假目标。

## 5.5 局部放电标定方法的研究

### 5.5.1 标定原理

超声定位的标定是利用脉冲电流法进行变压器局部放电在线监测的前提。在局部放电定位仪上出现的放电点究竟在位置上的精确度是多少，需要通过标定进行确定。变压器的尺寸不规则，从外观看，其形状是一个类似于长方体的多面体，如何对不规则的形体进行精确的放电定位以及确定定位结果和真实放电点的误差大小，均需要进行正确的标定方法。

### 5.5.2 离线标定

在实验环境下，通过模拟的小型放电来进行局部放电定位的标定，这种方法称之为离线标定。实验环境下的情况和现场情况虽然相差较大，但主要的误差有两点原因。一是变压器的不规则外形。实验环境下可以根据实验空间大小建立规则的定位模型，传感器的安放基本可以达到cm级的精度要求。但现场情况下，变压器的外壳以及现场空间的不规则性，传感器的布局不能达到安放要求，这就要求在离线环境下测试传感器的布局误差对定位结果的影响。二是实验环境下的噪声极大的弱化。变压器所处的现场环境极其复杂，各种噪声的存在对于超声信号的接收有很大影响，这种误差的判定主要通过在线标定确定。

### 5.5.3 在线标定

由于变压器所处的环境复杂，各种噪声充斥于变压器的内外区域，因此局部放电超声定位的在线标定显得尤为重要。如果离线标定能够顺利进行，并通过离线标定确定了误差和传感器布局的关系。那么在线标定的主要目标就是确定现场噪声对于局部放电定位仪误差的影响<sup>[24]</sup>。

## 5.6 小结

本章介绍了电力变压器局部放电超声定位的其它技术问题，这些技术会对定位结果产生直接或间接的影响。例如，检测灵敏度问题直接反映了在线监测系统的可靠性和精确度；现场干扰的抑制则是保证定位准确性的必要条件；同时，超声定位的最终目标就是要实现电力变压器的多点准确定位。本章对这些问题进行了探讨并提出了一些建设性意见。

## 第六章 结束语

### 6.1 本文的创新意义及应用价值

本文详细分析了电力变压器局部放电超声定位的主要技术问题，包括超声波的特性、超声信号的监测和提取，以及定位的关键技术——超声信号时延估计和局部放电定位模型的建立、分析、求解等。本文提出的采用传统的梯度法、牛顿法等自适应方法较好地解决了局部放电点定位的问题，基于遗传算法的局部放电超声定位基本满足了监测系统的灵敏度和时间、空间复杂度要求。

对于监测系统面临的其它问题本文也做了较为详细的讨论，并提出了一些建设性意见，这包括对于监测灵敏度的提高措施，现场干扰的来源分析和抑制措施以及监测系统标定的技术分析等。

本文提出的方法较好地解决了电力变压器局部放电超声定位中的一些技术问题，特别是放电点定位计算等。对于减少电力设备的维护费用、实现电力设备的状态维修以及保证电力系统的可靠运行和安全运行有一定的应用价值和现实意义。

### 6.2 下一步的工作和展望

由于时间仓促和理论准备上的不足等，文章提出的算法尚需进一步从理论上证明稳定性和收敛性，以保证在线监测系统的可靠运行。通过某些细节的处理和优化技术，本文的提出的算法可以进一步改进以期达到更加理想的效果。

电力变压器局部放电超声定位的最终目标是当变压器内部放电点的放电电量在监测精度范围内时实现多放电点的定位监测。本文提出的方法较好地解决了局部放电单点定位的问题，并通过遗传算法和阵列信号处理抛砖引玉地提出了多点定位的思想。

电力变压器的局部放电在线监测包括放电量监测和放电点定位两个系统，可以考虑在后期对这两个系统进行整合，实现变压器准确定位的同时对放电点的放电量进行监测，以保证电力变压器和整个电力系统的安全、可靠运行。

## 致谢

本文是在尊敬的导师王保保教授精心指导和关怀下完成的，从课题选择、方案论证到具体的设计和现场调试，无不凝聚着导师的心血和汗水。王老师严谨的治学态度和忘我的工作精神，永远是我学习的楷模。理学院冯象初教授、计算机学院王书振老师和宋建峰老师对于文章中算法细节问题给予了大力的指导和帮助。值此论文完稿之际，向王保保教授、冯象初教授、王书振老师和宋建峰老师表示衷心的感谢和崇高的敬意！

感谢曹青、董伟、李雷、李瑞阁、马晓蕊、倪世纪和相小谊同学在学习和生活上对我的帮助，研究生学习期间我们相互勉励、共同进步，我永远不会忘记你们。

感谢我的本科同学王贺勇、姚扬中、牟宁波对本文遗传算法方面的指导和帮助。

感谢山西运城电力局的领导和工作人员，正是由于你们的热情帮助才使整个测试工作顺利进行。

最后，我要感谢父母对我的养育之恩以及妻子对我一如既往的关怀和支持。

## 参考文献

- [1] 赵智大。高电压技术。北京：中国电力出版社，1999。
- [2] 林德杰。电气测试技术。北京：机械工业出版社，2002。
- [3] 胡文平，尹项根，张哲。电气设备在线监测技术的研究与发展[J]。华北电力技术，2003。
- [4] 王昌友，李福祺，高胜友。电力设备的在线监测与故障诊断。北京：清华大学出版社，2006。
- [5] 关根志，贺景亮。电气设备的绝缘在线监测与状态维修[J]。中国电力，2000。
- [6] 尚勇，杨敏中，严璋。高压电力设备绝缘状态检测判据选择[J]。中国电力，2001。
- [7] P. J. Moore, I. A. Glover. Partial Discharge Investigation of a Power Transformer Using Wireless. Wideband Radio-Frequency Measurements, IEEE TRANSACTIONS ON POWER DELIVERY, VOL. 21, NO. 1, JANUARY 2006.
- [8] 张贤达，时间序列分析[M]。北京：清华大学出版社，1996。
- [9] 清华大学应用数学系《现代应用数学手册》编委会。现代应用数学手册计算方法分册。北京：北京出版社，1990。
- [10] 陈开周。最优化计算方法[M]。西安：西安电子科技大学出版社。
- [11] 金一庆，陈越。数值方法[M]。北京：机械工业出版社。
- [12] 褚蕾蕾，陈绥阳，周梦。计算智能的数学基础，北京：科学出版社，2001。
- [13] 王小平，曹立明。遗传算法理论、应用与软件实现，西安：西安交通大学出版社，2002。
- [14] 张军，胡晓敏，罗旭耀等译。蚁群优化，北京：清华大学出版社，2007。
- [15] 张雪雯。求解连续优化问题的集群智能算法应用研究。浙江大学：硕士学位论文，2006。
- [16] 徐小宇，蒋玉红。高压设备绝缘在线监测的误差环节分析[J]。电力建设，2003.01。
- [17] 严璋。电气绝缘在线检测技术[M]。北京：中国电力出版社，1995。

[18] MangHui Wang. A Novel Extension Method for Transformer Fault Diagnosis. IEEE TRANSACTIONS ON POWER DELIVERY. Vol.18, NO.1, JANUARY 2003, 164-169.

[19] Jingdong Chen, Jacob Benesty, and Yiteng (Arden) Huang. Time Delay Estimation in Room Acoustic Environments: An Overview. EURASIP Journal on Applied Signal Processing, Volume 2006, Article ID 26503, Pages 1-19 DOI.10.1155/ASP/2006/26503.

[20] 邱昌容, 王乃庆. 电工设备局部放电及其测试技术. 北京: 机械工业出版社.

[21] 徐永禧, 胡维新译. 高压电器设备局部放电. 北京: 水利水电出版社.

[22] Kaiser J A. The Archimedean Two-wire Spiral Antenna. IRE Trans, on Antennas and Propagation, 1960, 8 (5) .

[23] 关根志, 蒋玉红, 徐小宇. 变电站高压设备绝缘在线监测的误差分析与处理[J]. 高电压技术, 2003.

[24] 董旭柱, 王昌长, 王忠东等. 电力变压器局部放电在线标定的研究. 清华大学学报, 1997, 37 (4) .

---

## 研究成果

在硕士研究生期间取得的研究成果如下：

### 一、参加科研情况

研究内容：电力变压器局部放电超声定位在线监测系统中的算法设计和软件开发等。

项目名称：电力变压器局部放电超声定位系统。

### 二、发表论文情况

杨扬, 王保保。 变压器局部放电超声定位中的自适应优化算法 [J]. 现代电子技术, 2007.02。

王保保, 杨扬。 Online Measurement of Power Transformer Partial Discharge CIS'2007, EI国际会议, 2007.12。