

# MCM daily

Yunlong Cheng

2019 年 7 月 13 日

## 1 PSO 算法后续

### 1.1 参数选取

1. 粒子数  $m$  一般取  $20 \sim 40$ ，粒子数越多额容易找到全局最优解，运行时间越长。
2. 惯性因子  $\omega$ ，越大容易失去局部寻优功能，而全局搜索能力越强。可以是变量，在迭代过程中逐渐减小，也可以是常量。
3. 加速常数  $c_1$  和  $c_2$ ，一般都取 2.0。
4. 最大飞翔速度  $v_{max}$ ，通常  $v_{max}$  设置为每维变化范围的  $10\% \sim 20\%$

## 2 基于 $PSO$ 算法和 $BP$ 算法训练神经网络

$BP$  神经网络容易陷入局部最小值。先将网络用  $PSO$  算法训练，再用  $BP$  算法接着进行小范围精细搜索。

## 3 模拟退火算法 (SA)

### 3.1 概述与基本思想

- 是一种通用概率算法。
- 源于固体的退火过程。
- 1953 年 Metropolis 提出重要性采样的方法—Metropolis 准则。

### 3.2 参数说明

- 由一组初始参数，即冷却进度表 (cooling schedule) 控制。
- 核心是尽量使系统达到准平衡。
- 进度表包括：
  1.  $T_0$ : 冷却开始的温度。
  2. 控制参数  $T$  的衰减函数。
  3. 控制参数  $T$  的终值  $T_f$ 。
  4. Markov 链的长度  $L_k$ : 任意温度  $T$  的迭代次数。

### 3.3 基本步骤

1. 令  $T = T_0$ ，随机生成一个初始解  $x_0$ ，计算目标函数  $E(x_0)$ 。
2. 令  $T$  等于冷却进度表中的下一个值  $T_i$ 。
3. 根据当前解  $x_i$  进行扰动，产生一个新解  $x_j$  计算相应目标函数值。
4. 若  $\Delta E < 0$ ，则新解  $x_j$  被接受，作为新的当前解；若  $\Delta E > 0$ ，则新解  $x_j$  按概率  $e^{-\frac{\Delta E}{T_i}}$  接受。
5. 再温度  $T_i$  下，重复  $L_k$  次扰动和接受过程。
6. 判断  $T$  是否到达  $T_f$ 。

**注意：**虽然在低温时接收函数很小，但不排除有接受更差的解的可能，因此一般会把退火过程中碰到的最好的可行解记录下来，与终止算法前最后一个接受解一并输出。

### 3.4 几点说明

1. 状态表达。
2. 新解产生。
3. 收敛的一般性条件。
4. 参数选择
  - (a)  $T_0$
  - (b) 控制参数  $T$  的衰减函数。
  - (c) Markov 链长度。