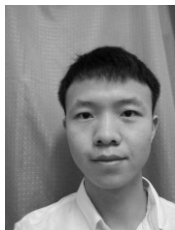


## 基于粒子群优化的四川地震人员死亡率研究

张建<sup>1</sup>, 胡旺<sup>1</sup>, 陈维锋<sup>2</sup>, 胡斌<sup>2</sup>, 郭红梅<sup>2</sup>

(1.电子科技大学 计算机科学与工程学院, 成都 611731; 2.四川省地震局 成都 610041)



**摘要:** 地震发生之后, 在没有展开现场调查之前, 地震人员伤亡的快速评估对于地震应急救援响应具有重大意义。从四川地区收集了 1970-2008 年间的 30 个地震案例, 根据美国地质勘查局 (USGS) 的全球地震快速评估 (PAGER) 系统中烈度与地震人口死亡率的经验模型, 利用粒子群优化算法学习得到了四川地区各烈度下的人口死亡率。最后利用 2008 年汶川地震的相关数据对得到的人员死亡率模型进行了验证。仿真实验结果表明, 所得到的地震人员死亡率模型对于四川地区的地震人员损失快速评估具有较好的适用性。

**关键词:** 地震; 粒子群优化算法; 人员死亡率

**中图分类号:** TP399

**文献标识码:** A

## Study on the Mortality of Earthquake in Sichuan Province Based on Particle Swarm Optimization

ZHANG Jian<sup>1</sup>, HU Wang<sup>1</sup>, CHEN Wei-feng<sup>2</sup>, HU Bin<sup>2</sup>, GUO Hong-mei<sup>2</sup>

(1. School of Computer Science and Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China; 2. Sichuan Earthquake Administration, Chengdu, 610041)

**Abstract:** After an earthquake happened, the rapid assessment of the casualties is of great significance for the earthquake emergency response. There are 30 earthquake cases collected from 1970 to 2008 in Sichuan province for establishing and validating a new predictive model. According to the empirical model with respect to the relationship between intensity and mortality from the Prompt Assessment of Global Earthquakes for Response (PAGER) system released by the United States Geological Survey (USGS), the human mortality of Sichuan province is learned from the 30 earthquake cases by using the Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm. The new model is well verified by the Wenchuan earthquake happened in 2008. The experimental results show that the mortality of the new model is applicable for the rapid assessment of earthquake damage in Sichuan province.

**Key words:** Earthquake; Particle Swarm Optimization (PSO); mortality

### 1 引言

地震发生后, 快速评估地震人员损失分布情况, 对于政府有效地分配救灾物资和部署救援力量具有重大的决策意义。目前, 地震灾害损失评估主要有两类方法。一类是采取易损性分类清单法, 即通过不同建筑物的抗震性能差异, 将建筑物分为若干结构类型, 并结合一些专家经验确定不同结构类型在不同破坏程度下的易损性参数<sup>[1]</sup>。地震发生后, 统计出各行政区在各烈度范围中的面积比、建筑物破坏情况明细 (按烈度统计)、行政区人口, 根据地震发生时间计算各行政区在各烈度下的房

屋倒塌率, 然后估算出经济损失和人员损失。在建筑分类和人员空间分布等相关数据完备的情况下, 基于易损性分类清单法的地震人员伤亡快速评估能够取得较好的效果。但是, 在这种基于易损性分类清单方法中, 需要大量的基础数据, 数据获取难度大, 周期长, 而且可更新程度差。基于易损性分类清单方法比较适合于为中长期规划作参考的地震灾害损失预测研究, 但不太适合于地震应急快速响应情形<sup>[2]</sup>。另一类是文献[3]提出的以国内生产总值GDP作为描述社会财富的综合宏观经济参数替

收稿日期: 2016-06-02; 修回日期: 2016-06-22

基金项目: 贵州省科技支撑计划项目(黔科合[2016]支撑 2810); 国家科技支撑计划项目(2015BAK18B03-01); 四川省科技支撑计划项目(2015FZ0043, 2016GZ0077); 中央高校基本科研业务费(2672013ZYGX2013J078)。

作者简介: 张建(1992-), 男, 湖南邵阳人, 研究生, 主要研究方向为计算智能等。

代传统的易损性分类清单,并尝试在全国乃至全球范围内推广应用,已取得了较好的效果。

2007年美国地质勘察局(The United States Geological Survey, USGS)发布了全球地震快速评估系统(Prompt Assessment of Global Earthquakes for Response, PAGER)<sup>[4]</sup>。该系统使得USGS对于世界范围的重大地震灾害的评估时间减少至30分钟以内,提高了地震应急的时效性<sup>[5]</sup>。PAGER系统中的人员损失经验模型为双参数对数正态累积分布函数,因此,求解某地区的地震人员死亡率模型需对该地区的地震案例进行拟合学习,其本质是求解拟合误差最小化问题。粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法<sup>[6]</sup>是一种基于概率的全局优化进化算法,具有形式简单、参数少、易于实现、较强的全局优化能力等优势<sup>[7,8]</sup>。本文采用了PAGER系统中的经验模型方法,收集了四川地区1970-2008年间的30个地震案例,利用粒子群优化算法对模型参数进行学习求解,得出四川地区的地震人员死亡率经验模型,并以2008年5月12日汶川8.0级地震对得到的地震人员伤亡模型进行验证和分析。

## 2 人员死亡率模型

PAGER系统中包含了三种不同的损失计算模型,分别为经验模型、半分析模型和分析模型。其中经验模型是通过对历史地震数据进行处理和回归分析,从而建立人员死亡的双参数对数正态累积分布模型。

设地震人员死亡率为 $V$ ,地震烈度为 $S$ , $V(S)$ 表示地震烈度为 $S$ 下的人员死亡率,则人员死亡率模型<sup>[9]</sup>可表示为

$$V(S) = \Phi\left[\frac{1}{\beta} \ln(S/\theta)\right] \quad (1)$$

式中, $\Phi$ 为标准正态分布函数, $\theta$ 和 $\beta$ 为待求的累计分布参数,分别表示烈度测量值的自然对数的平均值和标准差。

设 $P_i(S_j)$ 为某次地震 $i$ 处在地震烈度 $S_j$ 下的人口数,则地震 $i$ 可能造成的死亡人数 $E_i$ 可表示为

$$E_i \approx \sum_j V_i(S_j) P_i(S_j) \quad (2)$$

即某一地震的死亡人数等于该地震在各个烈度区所包含人数与对应烈度下人员死亡率的乘积之和。

由式(1)和式(2)可以看出,对于某一地震,在地震各个烈度圈上的人员分布确定时,地震人员死亡率模型只依赖于参数 $\theta$ 和 $\beta$ 。因此,为了计算人员死亡率模型的参数,就需要建立估计死亡人数和

实际死亡人数之间的残差目标函数,通过调节 $\theta$ 和 $\beta$ 的值使得残差目标函数的值最小,即估计死亡人数和实际死亡人数之间的残差最小,从而求出分布参数 $\theta$ 和 $\beta$ 的具体值。为了平衡模型的稳定性和精确性,本文在基于文献[10]的研究基础上选择如下残差目标函数:

$$\xi = \ln\left[\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (E_i - O_i)^2}\right] + \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\ln(E_i / O_i)]^2} \quad (3)$$

根据式(1)和式(2),使得式(3)达到残差最小值时的目标函数如下:

$$\min \xi = \ln\left[\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\sum_j \Phi\left[\frac{1}{\beta} \ln\left(\frac{S_j}{\theta}\right)\right] P_i(S_j) - O_i\right)^2}\right] + \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \ln\left[\left(\sum_j \Phi\left[\frac{1}{\beta} \ln\left(\frac{S_j}{\theta}\right)\right] P_i(S_j)\right) / O_i\right]} \quad (4)$$

式中, $N$ 为地震案例总数, $O_i$ 为地震 $i$ 造成的实际死亡人数, $\xi$ 为关于参数 $\theta$ 和 $\beta$ 的函数,亦即本文待优化求解的目标函数。

此外,在模型建立的过程中,往往会忽略掉一些对地震人员死亡造成影响的因素,这些因素将会给建立的模型带来很大的不确定性,因而需对经验模型的不确定性进行估计。不确定性 $\zeta$ 可由式(5)进行估计:

$$\zeta = \sqrt{\frac{1}{N-2} \sum_{i=1}^N [\ln(E_i + 0.5 / O_i + 0.5)]^2} \quad (5)$$

## 3 求解死亡率模型参数的粒子群优化算法

PSO算法是由社会心理学家J. Kennedy和电气工程师R. Eberhart于1995年提出的一种全局优化智能算法<sup>[6]</sup>。它的思想源于对鸟群和鱼群群体捕食社会行为的一种模拟。在鸟群捕食行为中,一群鸟在某一区域随机地搜寻食物。鸟群中所有的个体并不知道食物的位置,但它们知道自身当前位置距离食物有多远。这样,寻求食物的最优方法就是搜寻当前距离食物最近个体的周围区域。PSO算法作为一种基于概率寻优的并行全局优化算法,与遗传算法(Genetic Algorithm, GA)相比,PSO没有GA算法的编解码、选择、杂交和变异等复杂操作。因而,PSO一经提出,立刻引起了进化计算领域学者们的广泛关注,并大量应用于解决大量非线性、多峰值和多目标的复杂问题优化,已广泛用于科学和工程领域,如优化、神经网络训练、图像处理和模糊系统控制等领域<sup>[11,12]</sup>。

在PSO算法中,通常以1个没有体积且没有质量的飞行粒子表示寻优空间中每个优化问题的解,每个粒子都有1个由适应度函数确定的适应度值和表示粒子当前状态的位置和速度。各个粒子通

过粒子之间的信息共享来更新自身的速度和位置,使得粒子当前解进一步逼近全局最优解。粒子从随机解出发,通过不断地迭代寻找问题的最优解,采用适应度值来评价各个粒子的解的质量。每一次迭代,粒子都需要根据式(6)和式(7)来更新自己的位置和速度:

$$v^{k+1} = \omega \cdot v^k + c_1 \cdot \text{rand}() \cdot (pbest^k - x^k) + c_2 \cdot \text{rand}() \cdot (gbest^k - x^k) \quad (6)$$

$$x^{k+1} = x^k + v^{k+1} \quad (7)$$

式中,  $v^k$  为粒子历史飞行速度,  $x^{k+1}$  为粒子的当前位置,  $pbest^k$  为历史个体最优位置,  $gbest^k$  为历史全局最优位置,  $c_1$  和  $c_2$  为学习因子,分别用来度量认知成分和社会成分对粒子更新的贡献,通常取  $c_1 = c_2 = 2$ ,  $\omega$  为权重系数,一般在(0.1,0.9)内取值。

式(6)由三部分组成,第一部分为  $\omega \cdot v^k$ , 表示粒子先前状态,其值越大越则有利于全局开发(Global Exploration),而值越小则有利于局部开采(Local Exploitation);第二部分为  $c_1 \cdot \text{rand}() \cdot (pbest^k - x^k)$ , 叫自我认知部分,表示粒子对自身的思考,反映粒子对先前自身经验的依赖程度;第三部分为  $c_2 \cdot \text{rand}() \cdot (gbest^k - x^k)$ , 叫社会认知部分,体现了个体粒子学习其他粒子经验的过程,它的作用是使粒子的搜索方向向全局最优粒子的方向逼近。在这三部分共同作用下,粒子根据自己的经验并通过粒子间的信息共享不断调整自己的速度与位置,从而有效地到达全局最优位置<sup>[13-15]</sup>,由式(6)和(7)组成的粒子运动方程通常称为基本粒子群优化算法。

基本 PSO 实现较简单,但存在着搜索效率较低且容易陷入局部极值等缺点。因此,大量学者对基本 PSO 算法进行了改进。Angeline<sup>[16]</sup>等借鉴遗传算法思想提出杂交 PSO 算法概念,提高了算法的收敛速度和精度。Bergh<sup>[17]</sup>等提出了协同 PSO,使粒子更容易跳出局部极小点,达到较高收敛精度。包广清<sup>[18]</sup>等提出了一种惯性权重和学习因子非线性、非对称变化的改进粒子群算法,使算法在全局收敛的同时具有较高的优化精度。文献[19]采用简化粒子群优化方程和添加极值扰动算子两种策略对粒子群算法加以改进,提出了带极值扰动的简化粒子群优化算法(extremum disturbed and simple Particle Swarm Optimization, tsPSO)。式(8)描述了 tsPSO 的粒子运动方程:

$$x_{id}^{t+1} = \omega x_{id}^t + c_1 r_1 (r_3^{t_0 > T_0} p_{id} - x_{id}) + c_2 r_2 (r_4^{t_g > T_g} p_{gd} - x_{id}) \quad (8)$$

式中,  $t_0$  和  $t_g$  分别为个体极值和全局极值进化停滞

步数,  $T_0$  和  $T_g$  为个体极值和全局极值需要扰动的

停滞步数阈值,  $r_3^{t_0 > T_0} = \begin{cases} 1, & t_0 \leq T_0 \\ U(0,1) & t_0 > T_0 \end{cases}$  和  $r_4^{t_g > T_g} = \begin{cases} 1, & t_g \leq T_g \\ U(0,1) & t_g > T_g \end{cases}$  为带条件的均匀随机函数。

tsPSO 不仅极大地提高收敛速度和精度,同时可有效摆脱局部极值点,并取得了较好优化效果。

因此,本文利用 tsPSO 对式(4)中人员死亡率模型的残差目标函数进行参数优化求解,其流程,如图 1 所示。

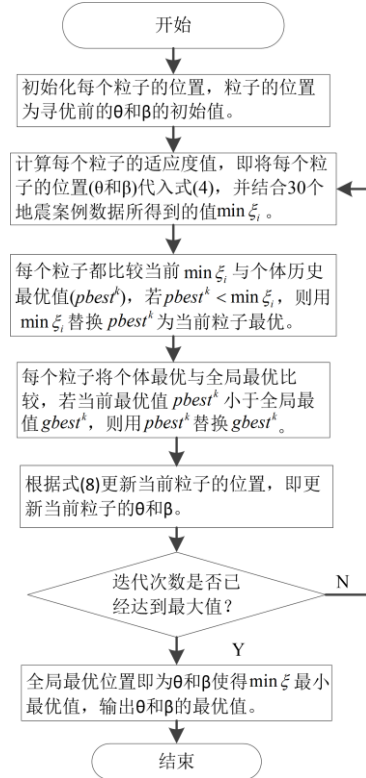


图 1 人员死亡率经验模型的优化学习算法流程图

Fig.1 The flow chart of optimization learning algorithm for the empirical mortality model

人员死亡率经验模型的学习算法描述如下:

① 初始化粒子群优化算法参数,包括种群规模  $N$ (地震案例数),粒子维数  $D$ (待求参数个数),每个粒子的位置  $x^k$  (每个参数的初始化值),加速度常数  $c_1$  和  $c_2$ , 惯性权重系数  $\omega$ 。

② 根据式(4)的目标函数评估每个粒子的适应度值  $fitness(i)$ 。

③ 对于每个粒子,将其适应度值  $fitness(i)$  与历史个体最优值  $pbest^k$  比较,若  $fitness(i) < pbest^k$ , 则用  $fitness(i)$  替代  $pbest^k$ 。

④ 对于每个粒子,比较其适应度值与全局最优值的大小,若  $fitness(i)$  小于全局最优值  $gbest^k$ , 则用  $fitness(i)$  替代  $gbest^k$ 。

⑤ 根据式(8)更新每个粒子的位置。

⑥ 如果迭代次数达到最大值,则退出。此时,种群全局最佳位置就为所要求解的最优参数值,种群全局最佳适应度值为最小累积残差值。若没有达到最大迭代次数,则返回步骤②。

## 4 实验及结果分析

### 4.1 数据来源及处理

用于学习训练人员死亡率经验模型所需地震案例数据为地震的人口死亡数及各个烈度下的人口数。本文收集了四川省 1970 年至 2008 年间的震级范围为 Ms.5.0~8.0,震中烈度为 VI 以上的 30 个地震案例。地震案例数据取自于 EXPO-CAT 数据库、《中国震例》、《强震人员损失评估模型研究与动态评估系统设计》及已发表论文中的震例数据等<sup>[20-23]</sup>。由于 EXPO-CAT 数据库中数据格式与所需数据格式存在一定差异,因此需将所取数据进行预处理。本文采取文献[22]中的处理方式,即将浮点烈度内的人口向整数烈度区内人口合并(采用向上合并方式,即 5.5 度并入 6 度,6.5 度并入 7 度,以此类推),并截取 VI~X 度的整数烈度区人口数。

### 4.2 模型学习训练

本文在 MATLAB 中利用 tsPSO 算法对式(4)中的  $\theta$  和  $\beta$  参数进行学习训练。在求解时,由于实际死亡人数  $O_i$  作为除数,故将死亡人数为 0 的地震案例设为 0.1<sup>[24]</sup>。算法 1 中各参数的具体取值如下:种群规模  $N=30$ ,粒子维度  $D=2$ ,最大迭代次数  $iter\_max=10\,000$ ,加速常数  $c_1=c_2=2$ ,权重  $\omega=linspace(0.9,0.4,iter\_max)$ 。

算法 1 经过 10 次独立运行,均得到稳定的参数值: $\theta=12.427\,8$ 和 $\beta=0.152\,7$ 。因此,四川地区地震人员死亡率的经验模型为

$$V(S)=\Phi\left(\frac{1}{0.152\,7}\ln\left(\frac{S}{12.427\,8}\right)\right) \quad (9)$$

此外,根据公式(5)计算得到式(9)的不确定性  $\zeta=2.610\,3$ 。

由式(9)得到四川地区地震人员死亡率曲线,如图 2 所示。

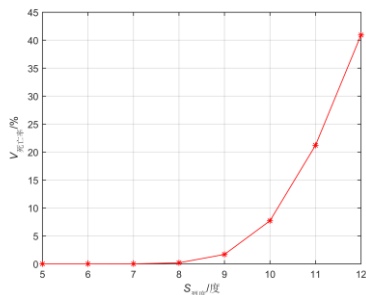


图 2 四川地区地震人员死亡率曲线图

Fig.1 Seismological human mortality curve in Sichuan

利用上述模型计算得出四川地区各烈度区的人员死亡率,见表 1。

表 1 四川地区各烈度区人员死亡率  
Tab.1 Human mortality for difference intensity in Sichuan

| 烈度   | 死亡率                        |
|------|----------------------------|
| VI   | $9.277\,22 \times 10^{-7}$ |
| VII  | $8.523\,8 \times 10^{-5}$  |
| VIII | 0.002                      |
| IX   | 0.017 3                    |
| X    | 0.077 3                    |

### 4.3 结果分析

本文以 2008 年 5 月 12 日四川汶川 8.0 级地震对模型验证,汶川地震各烈度区人口数,见表 2。

表 2 汶川地震各烈度区人口数<sup>[5]</sup>  
Tab.2 Population within each intensity of Wenchuan earthquake

| 烈度   | 区内人口(人)    |
|------|------------|
| VI   | 45 144 107 |
| VII  | 21 488 476 |
| VIII | 2 616 030  |
| IX   | 1 179 380  |
| X    | 230 959    |
| XI   | 126 683    |

根据所得模型计算汶川地震死亡人数,见表 3。

表 3 汶川地震各烈度区估计死亡人数  
Tab. 3 The number of deaths in each intensity of Wenchuan earthquake

| 烈度   | 估计死亡人数(人) | 总计(人)  |
|------|-----------|--------|
| VI   | 42        | 72 107 |
| VII  | 1 832     |        |
| VIII | 5 125     |        |
| IX   | 20 385    |        |
| X    | 17 856    |        |
| XI   | 26 867    |        |

2008 年汶川地震实际死亡人数为 69 277,而根据本文所得到的人员死亡率模型估算汶川地震的死亡人数为 72 107。实际死亡人数与模型估计死亡人数之间的误差处在可接受范围之内。当利用模型估计死亡人数后,根据 4.2 节中得到的死亡率模型的不确定性  $\zeta$ ,对于某一应急级别的区间阈值  $[a,b]$ ,实际人员死亡数落在  $[a,b]$  内的概率(本文使用 Kishor Jaiswal<sup>[9]</sup>文中模型),如图 3 所示。

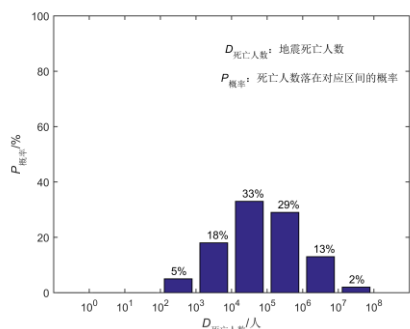


图 3 估计人员死亡数概率分布图

Fig.3 Probability distribution of mortality

从图 3 可以看出,最大概率落在了区间 $[10^4, 10^5]$ 内, 与实际的响应级别相符合。

## 5 结 论

本文系统地收集了四川地区 1970 年至 2008 年的 30 个地震案例, 采用 USGS PAGER 系统中的人员死亡率经验模型方法, 利用粒子群优化算法对模型参数进行了学习训练, 建立了四川地区的地震人员死亡率模型。最后利用 2008 年汶川 8.0 级地震进行验证, 仿真结果表明, 本文所得到的地震人员死亡率模型对于四川地区的地震人员损失快速评估具有较好的适用性。另一方面, 由于地震案例的数据来源不同以及无人员死亡的地震案例对模型参数的影响, 使得模型具有较大的不确定性, 从而导致评估模型具有一定的误差范围。

## 参考文献(References)

- [1] 徐国栋, 方伟华, 史培军, 等. 汶川地震损失快速评估[J]. 地震工程与工程振动, 2008, 28(6): 74-84.  
Xu G D, Fang W H, Shi P J, et al. The faose loss assessment of the Wenchuan Earthquake[J]. Earthquake Engineering and Engineering Vibration, 2008, 28(6): 74-84.
- [2] 刘吉夫, 陈颢, 史培军, 等. 中国大陆地震风险分析模型研究(II): 生命易损性模型[J]. 北京师范大学学报(自然科学版), 2009, 45(4): 404-407.  
Liu J F, Chen Y, Shi P J, et al. A study on seismic risk assessment in mainland china(II): life vulnerability model[J]. Journal of Beijing Normal University(Natural Science), 2009, 45(4): 404-407.
- [3] 陈颢, 陈棋福, 陈凌. 地震损失预测评估中的易损性分析[J]. 中国地震, 1999, 15(2): 97-105.  
Chen Y, Chen Q F, Chen L. Vulnerability analysis in earthquake loss estimate[J]. Earthquake Research In China, 1999, 15(2): 97-105.
- [4] Jaiswal K, Wald D J, Hearne M, et al. Estimating casualties for large earthquakes worldwide using an empirical approach[R]. USGS Open-File Report, 2009.
- [5] 张维佳, 姜立新, 李晓杰, 等. 汶川地震人员死亡率及经济易损性探讨[J]. 自然灾害学报, 2013, 22(2): 197-204.  
Zhang W J, Jiang L X, Li X J, et al. Exploration of mortality and economy vulnerability of Wenchuan earthquake[J]. Journal of Natural Disasters, 2013, 22(2): 197-204.
- [6] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]. Proc of the IEEE Conference on Neural Networks, 1995: 1942-1948.
- [7] 倪庆剑, 邢汉承, 张志政, 等. 粒子群优化算法研究进展[J]. 模式识别与人工智能, 2007, 20(3): 349-357.  
Ni Q J, Xing H C, Zhang Z Z, et al. Survey of particle swarm optimization algorithm[J]. Pattem Recognition and Aitificial Intelligence, 2007, 20(3): 349-357.
- [8] 高世伟, 郭雷, 杨宁, 等. 一种新的粒子滤波目标跟踪算法[J]. 上海交通大学学报, 2009, 43(3): 485-489.  
Gao S W, Guo L, Yang N, et al. A new particle filter object tracking algorithm[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2009, 43(3): 485-489.
- [9] Jaiswal K, Wald D J. An empirical model for global earthquake fatality estimation [J]. Earthquake Spectra, 2010, 26(4): 1017-1037.
- [10] Jaiswal K S, Wald D J. Earthquake casualty models within the USGS prompt assessment of global earthquakes for response (PAGER) system[J]. Advances in Natural & Technological Hazards Research, 2011, 29: 83-94.
- [11] 陈水利, 蔡国榕, 郭文忠, 等. PSO 算法加速因子的非线性策略研究[J]. 长江大学学报(自科版), 2007, 4(4): 1-4.  
Chen S L, Cai G R, Guo W Z, et al. Study on the nonlinear strategy of acceleration coefficient in Particle Swarm Optimization(PSO) algorithm[J]. Journal of Yangtze University(Nat Sci Edit), 2007, 4(4): 1-4.
- [12] 雷秀娟, 付阿利, 孙晶晶. 改进 PSO 算法的性能分析与研究[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(2): 453-458.  
Lei X J, Fu A L, Sun J J. Performance analyzing and reserching of improved PSO algorithm[J]. Application Research of Computers, 2010, 27(2): 453-458.
- [13] 肖晓伟, 肖迪, 林锦国, 等. 多目标优化问题的研究概述[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(3): 805-808.  
Xiao X W, Xiao D, Lin J G, et al. Overview on multi-objective optimization problem research[J]. Application Research of Computers, 2011, 28(3): 805-808.
- [14] Andries P. Engelbrecht 著. 谭莹, 等(译). 计算机群体智能基础[M]. 北京: 清华大学出版社, 2009.  
By Andries P. Engelbrecht, translated by Tan ying, et al. Fundamentals of Computational Swarm Intelligence[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2009.
- [15] Eberhart R, Kennedy J A new optimizer using particle swam theory [C]. proc of the 6th International Symposium on Micro Machine and Human Science, 1995: 39-43.
- [16] Angeline P J. Evolutionary optimization versus particle swarm optimization: Philosophy and performance differences. In: Proc. Of the 7th Annual Conf. on Evolutionary Programming, Berlin: Springer-Verlag, 1998: 601-610.
- [17] Bergh F V D, Engelbrecht A P. Cooperative learning in neural networks using particle swarm optimizers[J]. South African Computer Journal, 2000, 26(11): 84-90.
- [18] 包广清, 毛开富. 改进粒子群算法及其在风电系统中的应用[J]. 控制工程, 2013, 20(2): 262-266.  
Bao G Q, Mao K F. An improved PSO algorithm and its utilization in wind power generation system[J]. Control Engineering of China, 2013, 20(2): 262-266.
- [19] 胡旺, 李志蜀. 一种更简化而高效的粒子群优化算法[J]. 软件学报, 2007, 18(4): 861-868.  
Hu W, Li Z S. A simpler and more effective particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Software, 2007, 18(4): 861-868.



- [20] Allen TI, Marano K D, PS Earle, et al. PAGER-CAT: a composite earthquake catalog for calibrating global fatality models[J]. Seismological Research Letters, 2009, 80(1): 57-62.
- [21] 张肇诚, 陈琪福, 郑大林, 等. 中国震例[M]. 北京: 地震出版社, 1988, 1990, 1999, 2000, 2002, 2008.  
Zhang Z C, Cheng Q F, Zheng D L, et al. Earthquake cases in china[M]. Beijing: Seismological Press, 1988, 1990, 1999, 2000, 2002, 2008.
- [22] 李晓杰. 强震人员损失评估模型研究与动态评估系统设计[D]. 北京: 中国地震局地震预测研究所, 2011.  
Li X J. The study of strong earthquake fatality model and dynamic loss assessment system design[D]. Beijing: China Earthquake Science Institute, 2011.
- [23] 中国地震台网中心. 国家地震科学数据共享中心[OL]. 2015, <http://data.earthquake.cn/index.do>.  
China Earthquake Networks Center. National Earthquake Science Data Sharing Center[OL]. 2015, <http://data.earthquake.cn/index.do>.
- [24] 李媛媛, 翁文国, 张小乐, 等. 云南地区地震死亡人数快速估算: 以鲁甸 6.5 级地震为例[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2015, 55(3): 368-372.  
Li Y Y, Weng W G, Zhang X L, et al. Prompt seismic fatality estimates for Yunnan Province: A case Study of the Ms 6.5 Ludian earthquake[J]. J Tsinghua Univ (Sci & Technol), 2015, 55(3): 368-372.