

# 基于影响矩阵及粒子群算法的斜拉桥自动调索

淡丹辉, 杨 通

(同济大学 桥梁工程系, 上海 200092)

**摘要:** 给出一种基于影响矩阵法和粒子群智能优化算法的调索计算方案, 能够针对斜拉桥有限元分析或者施工监控索力计算问题实现自动化的索力调整, 以替代冗余反复的计算工作。利用编制的程序, 对某斜拉桥有限元模型的索力进行了自动调索, 结果表明, 该方案可以快速地获得合理的群索初始拉力, 并使得相对误差控制在 2% 以内。该自动调索方法为斜拉桥建模分析和施工监控索力计算提供了一种新的高效解决思路。

**关键词:** 影响矩阵; 粒子群优化算法; 调索; 斜拉桥

**中图分类号:** TU317

**文献标志码:** A

## Automatic Cable Force Adjustment for Cable Stayed Bridge Based on Influence Matrix and Particle Swarm Optimization Algorithm

DAN Danhui, YANG Tong

(Department of Bridge Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China)

**Abstract:** The paper presents an influence matrix and particle swarm intelligence optimization algorithm-based cable force adjustment computing algorithm to realize the automatic cable force adjustment for the cable-stayed bridge structural analysis or construction observation computing tasks. The cable force adjustment is modeled as an auto resolution space searching process to replace the tautological manual tentative calculation. The programs are developed and applied to the cable-stayed bridge, and the result shows that in most cases, a rational resolution for cable force collection can be obtained handily and promptly without any manual interventions. And in all cases, the relative errors are controlled to be within 2%. The proposed method is expected to provide an efficient resolution or guideline for structural finite element method (FEM) analysis and construction observation computing on cable-stayed bridge.

**Key words:** influence matrix; particle swarm optimization

algorithm; cable force adjustment; cable-stayed bridge

传统斜拉桥调索方法求得索初拉力时, 通常需要耗费大量的时间进行反复的试算, 并且难以得到较为理想的结果<sup>[1]</sup>。国内外已经提出的索力调整方法主要有最小二乘法、弯曲能量最小法、弯矩最小法、刚性支撑连续梁法、影响矩阵法。最小二乘法通过反复迭代计算使误差平方和达到最小<sup>[2]</sup>; 弯曲能量最小法用结构的弯曲余能作为目标函数, 弯矩最小法是以弯矩平方和作为目标函数, 这两种方法不能计入预加索力的影响, 且只适用于恒载索力优化, 计算时要改变结构的计算模式, 比较麻烦<sup>[3-4]</sup>; 刚性支撑连续梁法及最小弯曲能量法等能有效解决索力初值, 但是这两个办法对约束条件敏感, 提供的答案往往不能满足多约束条件, 常常导致解答满足了梁的位移约束条件, 索力却未必合理, 塔的位移及弯矩也难以满足设计要求的情况<sup>[5]</sup>。

影响矩阵法实现了对多种目标函数的统一, 克服了单一目标函数优化的缺点, 可以用较小的计算量得到较为理想的结果<sup>[6]</sup>。然而, 影响矩阵只是表达了结构力学体系的一种受力规律, 描述的是可调变量与目标条件之间的函数关系, 它本身不会自行取得最优解答, 只是起到了与考古发掘中的‘洛阳铲’ (Loyang spoon) 的工具类似的作用: 只需简单地地下钻动作, 即可达到可能埋藏文物的深度; 最终要获得埋藏地下的文物, 还需要人工大量反复地向下钻探; 这种大量的重复工作耗时耗力、低效, 必须借助一种优秀的优化数学工具来改进。现代智能优化算法的共同特征就是无需人工干预即可自行在函数解空间内进行寻优, 从而为这些大规模工程优化问题提供了很好的工具<sup>[7]</sup>。粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 是在 1995 年由美国社会心理学

收稿日期: 2012-02-22

基金项目: 国家自然科学基金 (50978176)、国家重点实验室项目 (SLDRCE09-D-01); 广东省教育部省部产学研结合项目 (2008B090500222)

第一作者: 淡丹辉 (1972—), 男, 副教授, 工学博士, 主要研究方向为桥梁健康监测、桥梁状态评估等。E-mail: dandanhui@tongji.edu.cn

家 James Kennedy 和电气工程师 Russell Eberhart 共同提出的,虽然提出时间最晚,但由于其对目标函数要求低,操作简单,且在某些情形下具有最高效的寻优能力<sup>[8-10]</sup>,成为最有潜力的智能优化工具。

本文以影响矩阵理论为基础,通过有限元软件对桥梁结构进行静力分析,得到符合线性叠加理论的影响矩阵,建立斜拉桥调索分析的优化数学模型;然后利用粒子群优化算法,探索一种高效、自动地索力优化的方案。最后将此方法运用于某斜拉桥有限元分析中,经计算验证了该调索方法的有效性。

## 1 影响矩阵法的原理

斜拉桥索力优化的影响矩阵法,就是利用广义影响矩阵概念,将斜拉桥优化的多种目标函数统一用索力变量与广义影响矩阵表示,从而实现了用一种方法对多种目标函数进行优化的目的。这种方法既可用于成桥状态的索力优化,也可用于施工阶段的索力优化。由于各种目标函数中控制变量对应索力的影响矩阵可一次性形成,所以用电算实现索力优化的影响矩阵法十分方便<sup>[6]</sup>。

对于斜拉桥,在正常使用荷载范围内,结构基本满足线性叠加原理。影响矩阵的计算前提即为线性叠加原理,也就是各个荷载的结果应该可以进行线性叠加,可以表述为

$$\mathbf{X}\mathbf{C} = \mathbf{Y} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{C}$ 为影响矩阵; $\mathbf{X}$ 为施调向量,指结构中指定可实施调整以改变受调向量的若干个独立元素所组成的行向量; $\mathbf{Y}$ 为受调向量,指结构中关心截面上若干个独立元素所组成的行向量,这些元素一般是截面内力、应力或位移。它们在调值过程中接受调整。影响矩阵中的元素可对应于单位荷载下结构响应的内力、应力、位移等力学量中的一个。形成影响矩阵 $\mathbf{C}$ ,就是求出所有施调元素的影响向量,然后建立受调向量和施调向量的关系。

由式(1)可知,施调向量 $\mathbf{X}$ 和受调向量 $\mathbf{Y}$ 的关系是由矩阵 $\mathbf{C}$ 来确定的,因此可以看出影响矩阵法求解的关键就在于影响矩阵 $\mathbf{C}$ 的获取。通常,可借助于有限元软件,来获得影响矩阵。具体做法是,在结构的有限元模型建立以后,将单位荷载作用在模型上,就可以得到相应的荷载效应 $C_{i,j}$ , $i=0,1,2,\dots,n$ ,为施调向量元素序号,对应于恒载或索初拉力; $n+1$ 为施调向量元素总数目; $j=1,2,\dots,m$ ,为受调向量元素序号,对应于荷载作用下结构产生的效应,包括

挠度、成桥索力、弯矩等; $m$ 为施调向量元素总数目。将关注的约束目标对应的荷载效应按矩阵方式一一列出,就可得到影响矩阵 $\mathbf{C}$ 。

$$\mathbf{C} = [C_{i,j}] \quad (2)$$

## 2 索力优化的数学计算模型

下面通过一简化斜拉桥模型来介绍数学模型的建立。如图1所示为一斜拉桥成桥状态模型。

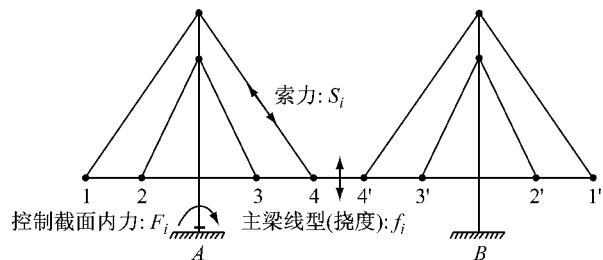


图1 简化斜拉桥成桥状态模型

Fig.1 Simplified completion state model of cable stayed bridge

考虑到对称性,取索初拉力为 $\{S_1^0, S_2^0, \dots, S_n^0\}$ ,目标成桥索力为 $\{S_1^T, S_2^T, \dots, S_n^T\}$ ,下标“ $n$ ”代表拉索数目,比前面施调向量的元素数目少1,上标“0”代表初始拉力,“T”代表目标成桥索力;梁体恒载为 $G$ 。设在调索时需要将1、2、3、4等点的挠度 $\{f_1, f_2, \dots, f_k\}$ 以及体系控制截面关键内力效应(如塔底弯矩) $\{F_1, F_2, \dots, F_l\}$ 作为目标控制量,以便使成桥时上述各量控制在一定合理目标范围内,且调整后的成桥索力尽可能靠近目标成桥索力。这里,令 $k+l+n=m$ , $m$ 为前面提到的受调元素总数目。则施调向量 $\mathbf{X}$ 和影响矩阵 $\mathbf{C}$ 分别如下:

$$\mathbf{X} = \{G, S_1^0, S_2^0, \dots, S_n^0\} \quad (3)$$

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} C_{0,1} & \cdots & C_{0,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{n,1} & \cdots & C_{n,m} \end{bmatrix} = [\mathbf{C}_F \quad \mathbf{C}_f \quad \mathbf{C}_S] \quad (4)$$

式中, $C_{i,j}$ 由式(2)定义;分块矩阵 $\mathbf{C}_F$ 、 $\mathbf{C}_f$ 、 $\mathbf{C}_S$ 分别表示与控制内力、主梁线性、最终索力相关的元素组成的矩阵。

根据目标设定,受调向量取为如下形式:

$$\mathbf{Y} = \{F_1, F_2, \dots, F_l, f_1, f_2, \dots, f_k, S_1, S_2, \dots, S_n\} \quad (5)$$

则可建立如下关系:

$$\mathbf{X}_{1 \times (n+1)} \cdot \mathbf{C}_{(n+1) \times (k+l+n)} = \mathbf{Y}_{1 \times (k+l+n)} \quad (6)$$

式(6)可改写成如下形式:

$$\begin{cases} \{F_1, F_2, \dots, F_l\} = Y \cdot A_F = X \cdot C_F \\ \{f_1, f_2, \dots, f_k\} = Y \cdot A_f = X \cdot C_f \\ \{S_1, S_2, \dots, S_n\} = Y \cdot A_S = X \cdot C_S \end{cases} \quad (7)$$

式中,  $A_F, A_f, A_S$  均为元素取值定位矩阵。

斜拉桥建模时的调索目标通常取决于斜拉桥具体设计目标。所需要的调索最优解通常需要满足合理和有效两个条件。合理指的是受调向量中的一些与控制斜拉桥受力状态有关的线形、弯矩等指标在工程合理范围内;有效性主要指调索处理后得到的索力是否足够逼近目标索力。也即是:

$$\begin{cases} F_{j_1}^{\min} \leq F_{j_1} \leq F_{j_1}^{\max} \\ f_{j_2}^{\min} \leq f_{j_2} \leq f_{j_2}^{\max} \\ \lim_{X \rightarrow X^{\text{opt}}} |S_{j_3} - S_{j_3}^{\text{Target}}| = 0 \end{cases} \quad (8)$$

式中,上标“max”和“min”分别表示控制内力、主梁线性的合理范围上、下限;上标“Target”,“opt”分别表示目标量和最终的优化结果; $j_1=1,2,\dots,l$ ,为内力目标控制量索引序号; $j_2=1,2,\dots,k$ ,为挠度目标控制量索引序号; $j_3=1,2,\dots,n$ ,为索力目标控制量。

为此,定义误差函数

$$E(X) = E(S_i, S_i^T) = \max_i \left| \frac{S_i - S_i^T}{S_i^T} \right| \quad (9)$$

这里, $i=0,1,2,\dots,n$ 。如此一来,就可以将斜拉桥调索转化成一个求最优索力施调向量  $X_{\text{opt}}$  的多目标优化问题,即

$$\begin{aligned} X_{\text{opt}} &= \{G, S_1^0, S_2^0, \dots, S_n^0\}_{\text{opt}} \\ &= \arg \min_{X=\{G, S_1^0, S_2^0, \dots, S_n^0\}} (E(X)) \end{aligned} \quad (10)$$

且满足间接约束条件:

$$\begin{aligned} \{F_1^{\min}, F_2^{\min}, \dots, F_l^{\min}\} &\leq X \cdot C_F \\ &\leq \{F_1^{\max}, F_2^{\max}, \dots, F_l^{\max}\} \end{aligned} \quad (11)$$

和

$$\begin{aligned} \{f_1^{\min}, f_2^{\min}, \dots, f_k^{\min}\} &\leq X \cdot C_f \\ &\leq \{f_1^{\max}, f_2^{\max}, \dots, f_k^{\max}\} \end{aligned} \quad (12)$$

由式(9)–(11)可见,调索问题的目标函数是优化参数  $X$  的非直接函数,且二阶不可微,再加上存在两个约束条件,因此,一般的优化问题求解方式比较难于给出合理解答,需要借助一类随机搜索智能算法予以解决。

### 3 基于粒子群算法的自动调索

#### 3.1 基本离子群算法

粒子群基本思想来源于对鸟群觅食过程中的迁

徙和群聚行为。通过对这些行为模拟和仿真,从而提出的一种基于群体智能的全局随机搜索算法<sup>[8]</sup>。利用生物学家 Frank Heppner 的鸟类模型, Kennedy 和 Eberhart 给出了鸟群觅食仿真模型,使得粒子群在每一步飞行中都在解空间内随机获得当前步位置,并通过个体和群体信息的交换,使得群体朝着目标逼近,直到整个粒子群都落在目的地,这样就得到了群体最优的结果<sup>[9]</sup>。

在一个  $n$  维搜索空间里,假设有  $s$  个粒子组成粒子群,每个粒子都以一定的速度在空间中飞行。设  $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$  为粒子  $i$  的当前位置;  $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})$  为粒子  $i$  的当前飞行速度;  $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in})$  为粒子  $i$  所经历的最好位置,也即粒子  $i$  所经历的具有最好适应值的位置,称为个体最好位置(这里与前文不同的是,  $i$  表示粒子序列号,下同)。

设  $f(x)$  为优化的目标函数,一般优化问题可以转化为  $f(x)$  的最小化问题,那么粒子  $i$  的当前最好位置由下面的方法决定:

$$\begin{aligned} P_i(t+1) &= \\ &\begin{cases} P_i(t), & \text{若 } f(x_i(t+1)) \geq f(P_i(t)) \\ X_i(t+1), & \text{若 } f(x_i(t+1)) < f(P_i(t)) \end{cases} \end{aligned} \quad (13)$$

对于粒子群体,所有粒子经历过的最好位置为  $P_g(t)$ ,下标“g”表示全局含义,称为全局最好位置,确定如下:

$$P_g(t) = \arg \min_{P_i < t, i=0,1,\dots,s} (f(P_i(t))) \quad (14)$$

基本粒子群算法的进化方程可以描述为

$$\begin{cases} V_{ij}(t+1) = V_{ij}(t) + c_1 r_{1j}(t) (p_{ij}(t) - x_{ij}(t)) + \\ \quad c_2 r_{2j}(t) (p_{gj}(t) - x_{ij}(t)) \\ x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + V_{ij}(t+1) \end{cases} \quad (15)$$

式中; $j$  表示粒子的维; $i$  表示粒子序号; $t$  表示进化代数; $c_1, c_2$  为加速常数,通常在  $[0, 2]$  之间取值; $r_1, r_2$  为两个  $[0, 1]$  之间的相互独立的随机函数。从式(15)可以看出,粒子的速度进化由三部分构成:原先的速度项  $V_{ij}(t)$ ;考虑该粒子历史最好位置对当前位置的影响而进行的修正项,  $c_1 r_{1j}(t) (p_{ij}(t) - x_{ij}(t))$ ,称为“个体认知”;考虑粒子群体历史最好位置对当前位置的影响而进行的修正  $c_2 r_{2j}(t) (p_{gj}(t) - x_{ij}(t))$ ,称为“社会认知”,速度的进化由这三部分共同决定。

在初始化阶段,在设定种群规模  $s$  后,可以在搜索空间  $[-x_{\max}, x_{\max}]$ ,  $[-V_{\max}, V_{\max}]$  内按一定规律

(如服从均匀分布等)得到初始种群位置和初始速度,一般的,可令  $V_{\max} = \alpha x_{\max}$ ,  $0.1 \leq \alpha \leq 1.0$ . 如果能预估最优解的取值,则可以取该预估值作为粒子群的种子,生成一个比较靠近或包含最优解的种群位置. 这样做可以节省搜索计算时间,使算法很快收敛到最优解<sup>[9]</sup>.

### 3.2 算法的改进和优化

由于粒子群算法对目标函数要求低,操作简单,且在某些情形下具有高效的寻优能力,因此自出现以来,就在随机搜索类优化算法中表现出强劲的发展潜力. 由于 PSO 中粒子向自身历史最佳位置和邻域或群体历史最佳位置聚集,形成粒子种群的快速趋同效应,容易出现陷入局部极值、早熟收敛或停滞现象<sup>[10-11]</sup>. 当然,PSO 的性能也依赖于算法参数<sup>[11]</sup>. 相继提出了各种改进措施来克服上述不足,包括局部逃逸技术、邻域拓扑、参数优化选择和混合策略. 作为一种应用研究,各种措施的性能表现和选用方法的比较将不在本文的讨论范围内,然而,从本文面对的具体多维空间寻优问题出发,本文对既有的 PSO 算法进行了改进,以防止在高维空间寻优中陷入局部极值、早熟等问题;在每一步飞行后得到的全局最优粒子和其他粒子分别施加不同的状态更新策略:如图 2 所示,对普通粒子,用式(16)进行状态更新;对当前全局最优粒子,通过对紧邻的两步全局最优位置的历史记录,按照式(17)预测当前步全局最优粒子的下一步速度和方向,形成自适应的局部搜索能力.

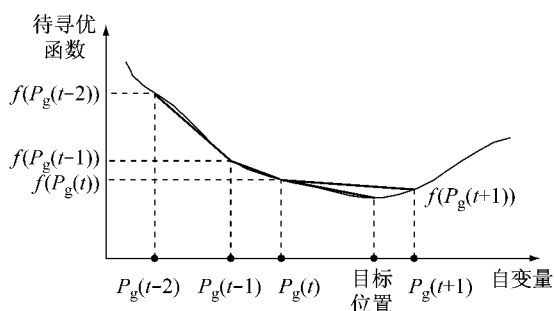


图 2 全局最优粒子的自适应状态更新

Fig. 2 Adaptive state updating of global optimal particular

$$P_g(t+1) = \frac{E_{\text{tol}} - f(P_g(t))}{k_g(t)} + P_g(t) \quad (16)$$

式中:  $E_{\text{tol}}$  为设定的目标函数最小容忍值;  $k_g(t)$  为当前全局最优性能曲线的斜率估计值,可以写成如下形式:

$$k_g(t) = \frac{f(P_g(t)) - f(P_g(t-1))}{P_g(t) - P_g(t-1)} \quad (17)$$

改进措施之二就是当满足局部早熟条件时,对普通粒子采取加大逃逸速度的处理,以增强全局搜索能力.

### 3.3 基于 PSO 算法的自动调索的技术路线

如前所述,斜拉桥调索问题是进行全桥内力分析的前提条件,也是进行全程施工监控的重要环节. 利用前面建立的 PSO 计算模型,来实现对建立在影响矩阵法基础上的索力优化数学模型进行自动化求解,将大大地减少手工搜索的工作量和盲目性,实现高效的全局最优求解. 基于 PSO 算法的自动调索的技术路线如图 3 所示,其关键步骤如下:①首先根据分析目标,选择优化控制目标,然后通过有限元软件对桥梁结构进行静力分析,得到符合线性叠加理论的影响矩阵;②建立合理的调索目标函数,利用粒子群算法来搜索满足影响矩阵的最优解;③最后将所求得的最优解,即索初拉力导入有限元模型,并根据目标索力校核调索结果的有效性. 具体的计算流程如图 3 所示.

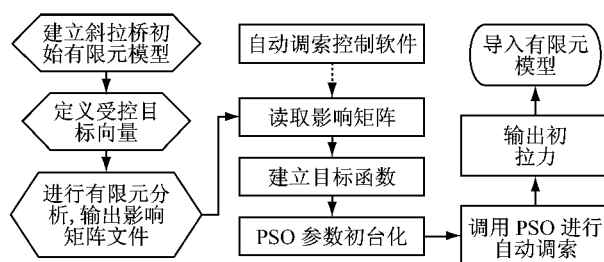


图 3 计算流程图

Fig. 3 Flowchart of the automatic cable force adjustment algorithm

## 4 调索应用实例

广东某跨海公路大桥(图 4),全桥主线总长为 2 941 m. 主桥为双塔双索面斜拉桥,通航跨为钢箱梁、锚跨为预应力混凝土箱梁的混合结构,桥跨组成为  $2 \times 47 \text{ m} + 100 \text{ m} + 518 \text{ m} + 100 \text{ m} + 2 \times 47 \text{ m}$ . 主塔为钢筋混凝土钻石型结构. 从该桥竣工开始算起,共进行了 10 次全面的索力普查,这些索力普查均是在封闭交通和大致相同的环境条件下取得的. 因此,建立的有限元模型的目标索力就是历次普查得到的拉索索力,调索的目标包括历次利用全站仪得到的跨中挠度、塔顶变位等检测数据.

由于该桥结构复杂,有限元模型规模大,单元和节点较多. 已有的方法完成一次调索计算需要时间较多,且需要人工参与调索过程,比较烦琐. 根据本文提出方法和计算流程图,首先利用有限元分析软



图4 广东某跨海大桥

Fig.4 A case study for cable stayed bridge in Guangdong Province, China

件求解出结构影响矩阵,再利用基于粒子群算法的 Matlab 工具求解出满足条件的初始索力,最后再导入有限元模型。调索的目标为成桥实测索力,约束条件包括:主梁线形不变,塔顶变位合理。PSO 的基本参数配置经过多次试算后固定取为:种群数目 60,最大迭代步数 20,000,收敛目标为  $1 \times 10^{-5}$ 。目标函数即式(8)~(9)。

由于 PSO 算法属于随机搜索类优化算法,每次逼近目标函数的搜索路径都是随机的。为了考察 PSO 算法的稳定性和搜索结果的规律,进行了 100 次相同条件下的重复调索计算,每次的迭代步数均为 20 000 次。图 5 给出 100 次调索计算的目标函数收敛曲线。可以看出,PSO 算法在前期收敛速度很快,几乎所有计算都在 500 步内使迭代目标下降到 0.1 之下。随后,收敛速度开始下降,5 000 步后,下降曲线近似进入水平,显示出算法进入准收敛状态;经过 20 000 步计算,每次试算的目标函数下降至相近的水平,这说明了该搜索算法的可靠性。

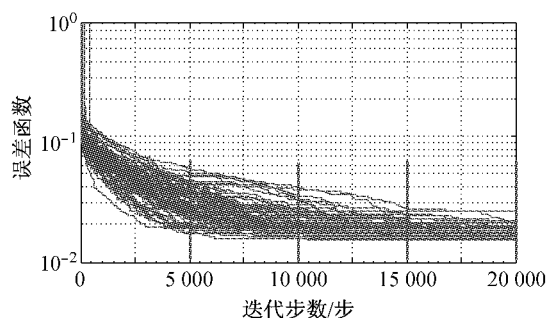
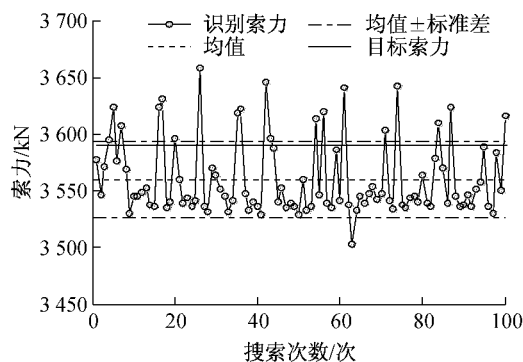


图5 目标函数下降曲线

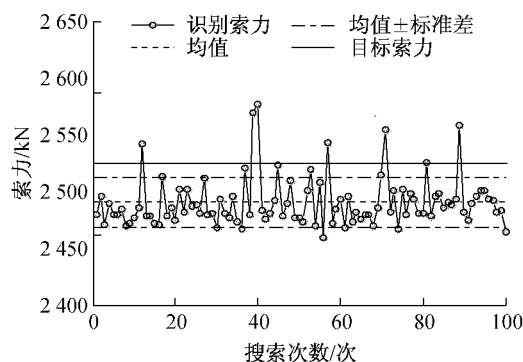
Fig.5 Declined curves of target function

进一步考察 PSO 算法对单个索力的目标寻优能力。图 6 给出 20 号索(最长索)、11 号索(中间索)两个索的搜索结果曲线图。图中,实线为目标索力,100 次搜索的均值和 68.3% 置信区间(均值±标准差)也在图中给予显示。图中可以看出,对这两根索

来说,100 次搜索计算的结果取得很理想的结果,最终索力的均值非常靠近目标值(均稍小于目标索力)。在 100 次搜索中的其离散型很小,最大相对误差小于 1.49%。可见,PSO 算法对单个索来说是可靠的和稳定的,每个单次计算结果是可信的。



a 20 号索力



b 11 号索力

图6 索力的目标寻优能力

Fig.6 The capability of target optimal cable force

将搜索得到的初拉力导入有限元模型,得到最终索力,与目标索力对比如图 7 所示。图 8 为搜索得到的索力与目标索力的相对误差曲线。由图 8 可以看出,搜索得到全体 40 根索力与目标索力相差均在 1.5% 以下(表 1 中,最大相对误差 1.49%),这进一步验证了本文自动调索算法的有效性。

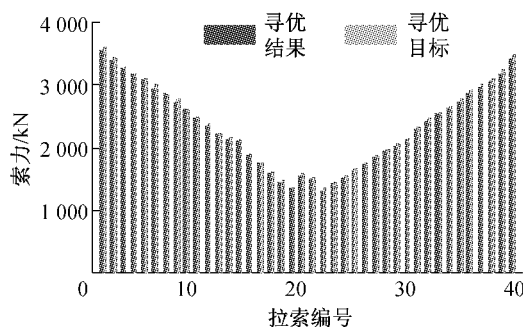


图7 优化群索索力与目标索力对比图

Fig.7 Comparison of the optimal grouped cable forces and their target counterparts

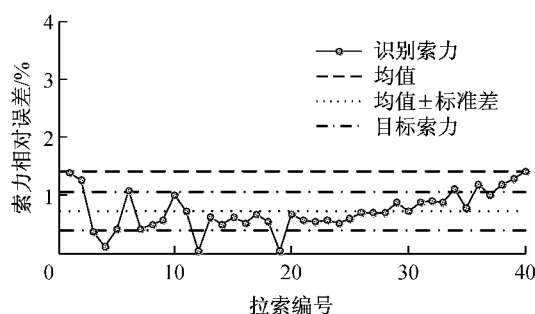


图8 索力误差曲线图

Fig.8 The relative errors of grouped cable forces

表1 多次寻优索力统计

Tab.1 The statistics of optimal cable forces

索号	目标索力/kN	优化索力/kN	最大误差/%	最大相对误差/%	SQP 优化结果/%
1	3 590	3 539.8	5.02	1.40	2.52
11	2 350	2 322.1	2.79	1.19	2.87
13	2 150	2 147.4	0.26	0.12	3.71
20	1 560	1 536.7	2.33	1.49	0.10
27	1 850	1 822.5	2.75	1.49	1.84
40	3 450	3 401.2	4.88	1.41	3.71

本文还与采用常规非线性优化算法(SQP, 序列二次规划法)的调索方案进行比较, 见表1最后一列。结果表明: 对有复杂约束条件的问题, SQP法比本文方法更易早熟, 陷入局部最优; 在相同收敛条件下, PSO方法的精度(1.49%)优于后者(3.7%)。此外, 本文还对两种方法的计算效率进行了比较, 在相同计算精度(3.7%)目标条件下, PSO法平均需迭代500次, 机时100s, SQP法平均需要迭代485次, 机时90s, 可见, 两种方法在计算效率方面较为接近。

## 5 结论

斜拉桥调索问题是建立精确有限元模型的关键, 它不仅对施工监控来说至关重要, 而且是进行斜拉桥设计期和服役期结构分析的关键所在。对于线性、弱非线性性质下适用的桥梁影响矩阵法, 可以方便地建立施调变量和受控变量之间的映射函数关系, 据此可建立多优化目标的调索数学模型。本文基于PSO算法的自动调索计算方法, 好比给出了求解过程一个自动化、智能化驱动程序, 避免了进行反复的迭代试算, 从而使调索工作大大加速和简化。

PSO算法是解决多目标优化问题的有力工具之一。本文的研究表明, 只需对PSO算法稍作改进, 就可实现多维、多目标下的斜拉桥调索优化问题的自动求解过程, 并可避免搜索算法过早陷入局部最优, 给出满足高于工程要求的全局最优索力解答。实际

应用例子表明: PSO算法稳定可信, 无须人工干预, 可快速获得合理的群索初始拉力, 并使得最终索力的相对误差控制在2%以内。研究表明, 本文建议的自动调索法为斜拉桥建模分析和施工监控索力计算提供了一种新的高效解决思路。

## 参考文献:

- [1] 叶梅新, 韩衍群, 张敏. 基于Ansys平台的斜拉桥调索方法研究[J]. 铁道学报, 2006, 4(8): 43.  
YE Meixin, HAN Yanqun, ZHANG Min. Research on adjusting cable forces of cable-stayed bridges based on Ansys [J]. Journal of The China Railway Society, 2006, 4(8): 43.
- [2] 钟继卫. 斜拉桥合拢后索力最优调整的实现[J]. 世界桥梁, 2002, 32(4): 24.  
ZHONG Jiwei. Realization of optimal cable force in cable stayed bridge closure [J]. World Bridge, 2002, 32(4): 24.
- [3] 杜国华, 姜韩. 斜拉桥的合理索力及其施工张拉力[J]. 桥梁建设, 1989(3): 21.  
DU Guohua, JIANG Han. Reasonable cable force and its control in construction [J]. Bridge Construction, 1989(3): 21.
- [4] 陶海, 沈祥福. 斜拉桥索力优化的强次可行序列二次规划法[J]. 力学学报, 2006, 38(3): 381.  
TAO Hai, SHEN Xiangfu. Strongly subfeasible sequential quadratic programming method of cable tension optimization for cable stayed bridges [J]. Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics, 2006, 38(3): 381.
- [5] 范立础, 杜国华. 斜拉桥索力优化及非线性理想倒退分析[J]. 重庆交通学院学报, 1992, 11(1): 1.  
FAN Lichu, DU Guohua. Optimization on cable force of cable stayed bridge and nonlinear reverse analysis [J]. Journal of Chongqing Jiaotong Institute, 1992, 11(1): 1.
- [6] 肖汝诚, 项海帆. 斜拉桥索力优化的影响矩阵法[J]. 同济大学: 自然科学学报, 1998, 26(2): 235.  
XIAO Ruchen, XIANG Haifan. Influence matrix optimization method on cable force of cable stayed bridge [J]. Journal of Tongji University: Natural Science, 1998, 26(2): 235.
- [7] 张鹏. 基于粒子群算法的拉索智能模型修正及索力识别[D]. 上海: 同济大学桥梁工程系, 2010.  
ZHANG Peng. Intellectual model updating of cable and identification of cable force used PSO method [D]. Shanghai: Department of Bridge Engineering of Tongji University, 2010.
- [8] Shi Y, Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE Press, 1998: 69-73.
- [9] Ioan Cristian Trelea. The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and parameter selection [J]. Information Processing Letters, 2003(3): 317.
- [10] Van den Bergh, Engelbrecht A. Using neighbourhood with the guaranteed convergence PSO [C]// Proceedings of the 2003 IEEE. Anchorage: IEEE, 2003: 235-242.
- [11] Langdon W B, Riccardo P. Evolving problems to learn about particle swarm and other optimizers [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2007, 11(5): 561.