

桁架结构智能布局优化系统

李 昊¹, 胡云昌¹, 曹宏铎²

(1. 天津大学建筑工程学院, 天津 300072; 2. 北京大学光华管理学院, 北京 100871)

[摘要] 应用模糊、混沌、神经网络等理论, 以结构质量为优化目标函数, 在构造一个新型的布局优化模型的基础上, 对桁架结构布局优化这一结构优化领域的难点问题进行了研究。构造了一个完整的桁架结构智能布局优化系统, 该系统由5个模块组成, 具有智能、自适应的特点, 在确定了结构选型情况下, 可以自动完成从基结构的智能自动建立到结构布局寻优的全过程。经实例验证, 系统性能稳定, 可以得到满足要求的结构布局优化解。

[关键词] 布局优化; 智能; 优化系统; 自适应

[中图分类号] TU323.4; TU17 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1009-1742(2003)02-0075-05

1 引言

进行结构优化研究的目的, 就是要以最小的代价换取最大的收益。就现有优化研究的工作而言, 都在向着实现结构配置最合理和最经济的方向努力。但当前大多数工作基本上是以局部目标为目的, 还没有一个有效的、面向全局的、全过程的结构优化方案, 这个问题吕大刚、王光远曾经论述过^[1]。笔者现提出结构优化系统的概念, 所构造的结构优化系统, 是以桁架为研究对象, 从结构布局优化层次, 在保证结构既定功能的基础上, 只要输入结构的选型参数等条件, 就可以完成从基结构的智能自动建立到结构布局寻优的全过程。这样一个完整的桁架结构智能布局优化系统, 由若干模块组成, 每个模块都自成体系, 各自可以进一步单独升级, 同时各模块间也在协调工作。这样的构造模式既确保了系统各职能的明确性, 也保证了系统的完整性。

之所以提到“智能”, 是因为笔者致力于将诸如模糊、混沌、神经网络等当前比较先进的、在计

算原理上带有智能色彩的理论应用到“结构优化”的方案中, 使整个优化过程以更贴近自然原理的方式向目标靠近, 最终达到一个合乎规律的结果。

本系统的原理是: 先运用模糊推理的方法, 根据已存在的一些结构中所蕴藏的结构构成机理, 推导所需结构的基结构形式; 再对基结构进行初始形状改造, 使其成为可以进行优化计算的实际情况; 然后运用脉冲暂态混沌神经网络对这个结构的布局优化模型进行寻优计算, 最后得到布局优化解。

2 桁架结构智能布局优化系统

2.1 桁架结构智能布局优化系统组成

桁架结构智能布局优化系统从基结构建立到布局优化计算输出最终结果, 由5部分组成(图1): 数据输入模块; 基结构自动生成模块; 初始形状生成模块; 布局寻优模块; 输出模块。

数据输入模块主要是输入已知条件及系统所需参数, 如结构的选型参数、材料性态参数、约束条件以及寻优时神经网络所需要的一些参数, 等等。

输出模块输出的是优化后的桁架结构形式及计

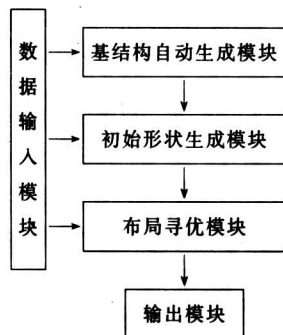


图1 桁架结构智能布局优化系统

Fig.1 The flow chart of intelligent layout optimization system of truss structures

算所求得的值等,如优化后结构的拓扑形状及杆件的面积变量、形状变量和应力水平等。

基结构自动生成模块的方法和原理笔者在文献[2]中已论述,主要依托自适应神经—模糊推理系统 ANFIS^[3,4],建立具有桁架基结构智能自动生成功能的并行 ANFIS 系统,实质是形成一种桁架结构拓扑形态间的映射机制,以样本所蕴涵的基结构构成机理,推导所要求的基结构形式。它的依据是:在常出现的桁架拓扑形式中包含了人们在现实应用中积累的经验与认识。也就是说,常用的桁架形式包含了受力合理和杆件分布构成合理等因素,这就启发我们可以从现有的桁架拓扑形式中推导出所需要的、新的桁架拓扑形式。主要思路是:首先收集代表合理结构形式的现有桁架拓扑形式样本,并应用“拓扑形态化数字提取”技术^[2],将形态化的拓扑结构转换成适应 ANFIS 系统输入输出数据的要求,并能代表结构拓扑形态的一系列十进制小数形式,然后对这些样本数据应用 ANFIS 进行特征提取,即进行网络学习,最后向系统输入请求,即输入结构选型参数,这时系统就会输出所需要的桁架结构基结构形式。

但基结构自动生成模块生成的基结构是拓扑意义上的基结构,各层面间距离全部看作归一化的单位距离,因此要在初始形状生成模块中对距离赋予实际的值。所以,初始形状生成模块的作用就是将各节点间距离赋值,使一个只具有节点相对距离含义的基结构变成一个具体的实际桁架结构,以便进行后面的优化计算。

布局寻优模块主要原理和方法在文献[2]中有所论述。本系统所使用的寻优方法是“脉冲暂态混沌神经网络”的优化方法^[5-7]。它是将混沌动力

用脉冲方式进行控制,施加于神经网络上,形成脉冲暂态混沌神经网络,使系统具有丰富多样的动力特性,随着混沌脉冲的间歇加入使得系统可以不断地进入混沌和下降动力状态,从而使神经网络具有多次跳出局部最小点的机会,可以更有效地进行问题的全局寻优。这里所使用的布局优化模型包含两类变量(形状变量、面积变量)的桁架结构布局优化模型,如式(1)所示。

求: A, X

$$\min(f(\alpha, A, X) = \sum_i^m \alpha_i \cdot \rho_i \cdot A_i \cdot l_i(X)), \quad (1a)$$

$$\text{s.t. } g_i(\alpha, A, X) \leq 0, \quad (1b)$$

$$g_{i+k}(\alpha, A, X) \leq 0, \quad (1c)$$

$$\alpha_i = \frac{1}{1 + e^{-(A_i - \epsilon_0) \times \epsilon}}, \quad (1d)$$

$$i = 1, 2, \dots, m, \quad k = 1, 2, \dots, ND,$$

式(1)中:(1a)为优化目标函数;(1b)为应力约束;(1c)为位移约束;(1d)为拓扑变量表达式; α_i 为拓扑优化变量(其取值范围是 $\alpha_i \in \{0, 1\}$,它的含义是当 α_i 取为0时,表示第 i 根杆不存在,当 α_i 等于1时,代表第 i 根杆存在); ϵ_0 为阈值(是一个很小的正数,当杆件面积 A_i 小于 ϵ_0 时, α_i 为0,否则为1); ϵ 为sigmoid函数的参数(当它取值很大时sigmoid函数的函数值在自变量 ≤ 0 时为0, >0 时为1); A_i 为第 i 根杆的面积; X 为优化模型的形状优化变量(x_j, y_j),即节点坐标; l_i 为第 i 根杆的长度; ρ_i 为第 i 根杆的密度; m 为结构的杆件总数; ND 为位移约束总数。

这个模型的主要特点是用面积变量的sigmoid函数形式表达了拓扑变量的含义^[2]。其含义为当面积变量小于一定值时,拓扑变量等于0,即这个拓扑变量代表的杆件被删除。

本模块主要应用脉冲暂态混沌神经网络对以上的布局优化模型进行布局寻优,同时调节形状变量和面积变量,可以解决优化过程中杆件的自动删除和恢复等问题。自动删除是通过面积变量优化结果自动导致拓扑变量的转换而达到的,自动恢复则是因为当寻优系统进入混沌状态时,某些被删除的杆件面积跳到非0,从而使相应杆件自动恢复而达到的。经过以上过程以寻得布局优化的解。

2.2 桁架结构智能布局优化系统特点

桁架结构智能布局优化系统以桁架为研究对

象，以结构布局优化为目的，以结构重量为优化目标函数并考虑应力约束和位移约束，具有以下特点：

- 1) 从基结构建立开始，系统含盖整个优化全过程；
- 2) 应用模糊、混沌、神经网络等具有智能色彩的计算原理；
- 3) 优化模型包含面积和形状两类变量，但实现拓扑、形状、面积优化三种功能；
- 4) 系统分模块构造，各模块独立且协调工作，整个系统具有自适应性。

3 算例

为证明桁架结构智能布局优化系统的实用性，给出了一个优化实例。发现优化后各杆件内的应力基本接近于许用应力。同时，为作比较，计算了在相同结构形式下如果各杆件取相同截面积时的杆件内的应力，发现了布局优化的所得结果的合理性，举例如下：

结构选型：具有 8 个节点，水平 2 个层面，竖直 4 个层面，如图 2 所示。

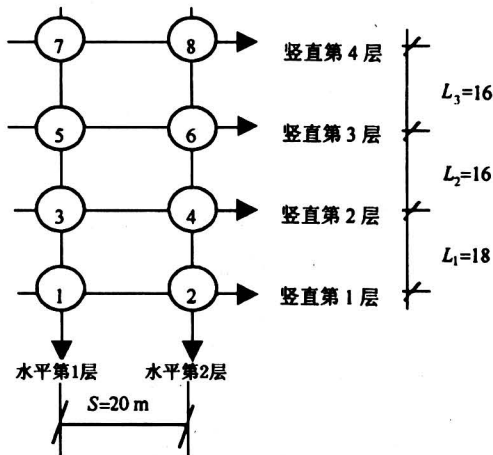


图 2 层面与节点布置图
Fig.2 Layout of layer and node

结构参数：水平层面间距离 $S = 20\text{ m}$ ，竖直面间距离 $L_1 = 18\text{ m}$ ， $L_2 = 16\text{ m}$ ， $L_3 = 16\text{ m}$ 。

材料性态参数：弹性模量 $E = 210\text{ GPa}$ ，许用应力 $\bar{\sigma} = 276\text{ MPa}$ ，杆件密度 $\rho = 7.85\text{ t/m}^3$ 。

结构在节点处受力： $P_1 = 187\text{ kN}$ ， $P_2 = 1\ 190\text{ kN}$ ， $P_3 = 2\ 400\text{ kN}$ ， $P_4 = 875.5\text{ kN}$ 。

约束条件：为满足功能要求各节点的纵坐标不变，只优化节点的横向坐标。

经过基结构自动生成模块得到图 3 的拓扑基结构形式（图 3 和图 4 中带括号的标号为杆件号，不带括号的标号为节点号），注意此时的层面间距离是拓扑意义上的归一化单位距离，不具有绝对数值意义。图 4 是经过初始形状模块重整后的形式，这时层面间的距离是实际真实距离。图 5 是结构受力简图。

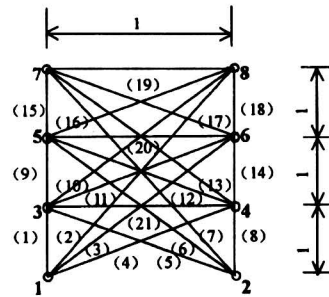


图 3 初始生成的基结构

Fig.3 The primeval ground structure

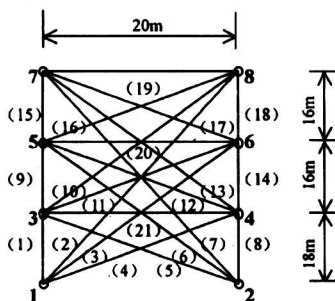


图 4 经初始形状模块重整后的基结构

Fig.4 The ground structure after modified by shape remodel process

经过布局寻优模块后得到优化结果，再由输出模块输出显示。图 6 和图 7 是布局寻优过程中目标函数及杆件内应力变化相图。图 8 是经过桁架结构智能布局系统优化后所得的优化结构形式。

优化结果的目标函数 $W = 44.2\text{ t}$ 。优化后各杆件内的应力水平如表 1 所示。计算结果表明，优化后部分杆件内应力接近许用应力。这充分说明，杆件的面积被充分利用，达到了结构优化的效果。此时的结构形状有了很大变化，且拓扑形式也与原基结构有很大差异，删除了 7 根杆件。为作比较，对相同形状但在拓扑上恢复被删除的 7 根杆做了计算，假设此时各杆件取相同截面积 $A_{1-21} = 1$ ，这里的 1 看作抽象后的归一化单位，其他条件不变，则各杆中的应力从小到大排序见表 2。

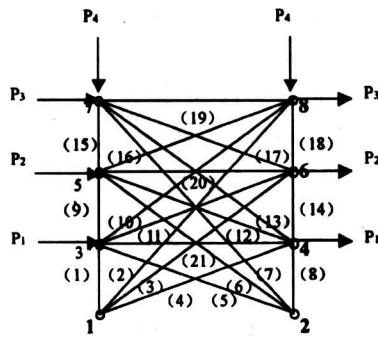


图 5 受力简图

Fig.5 Diagram of the structure subjected to excitation

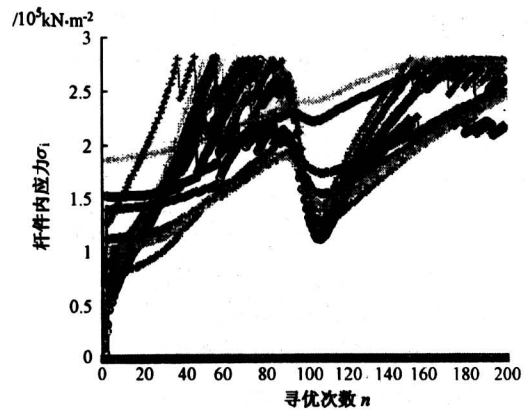


图 7 杆件内应力水平变化相图

Fig.7 Curve of stress in the pole

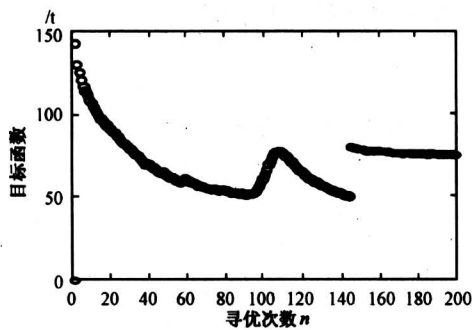


图 6 目标函数数值变化相图

Fig.6 Curve of the value of target function

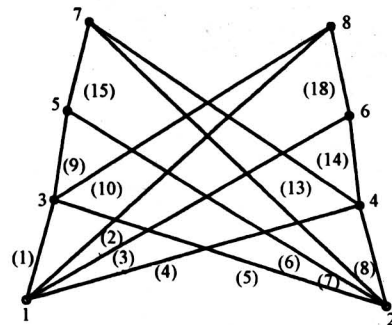


图 8 布局优化结果图

Fig.8 The final structure after layout optimization

表 1 各杆内应力水平

Table 1 Value of stress

MPa

σ_1	σ_2	σ_3	σ_4	σ_5	σ_6	σ_7	σ_8	σ_9	σ_{10}	σ_{11}	σ_{12}	σ_{13}	σ_{14}	σ_{15}	σ_{16}	σ_{17}	σ_{18}	σ_{19}	σ_{20}	σ_{21}
251	192	226	208	210	227	199	265	182	241	0	0	240	194	168	0	0	174	0	0	0

表 2 截面积相同时杆件按应力由小到大次序

Table 2 Pole order according to the value of stress with same area

次序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
杆件号	21	20	19	16	17	11	12	10	13	4	3	5	6	2	7	15	18	9	14	1	8

经对比不难发现，布局优化结果所删除的杆件是：11，12，16，17，19，20 及 21 共 7 根杆，即排在表 2 中的前 7 位，说明它们对结构承重所做的贡献最小，因此，将其删除是符合受力规律的。所以本优化系统在原理上是合理的，可以得出比较可靠的优化结果。

4 结论

这里所构造的桁架结构智能布局优化系统，面对桁架结构布局优化全过程，应用了模糊、混沌、神经网络等理论，由 5 个模块组成，具有智能、自适应的特点，在确定了结构选型的情况下，可以自动完成从基结构的智能自动建立到结构布局寻优的完整过程。通过算例及对比算例的分析表明，本文

的桁架结构智能布局优化系统原理是合理的,性能是可靠的,可以得到比较满意的结果。

参考文献

- [1] 吕大刚,王光远. 结构智能优化设计——一个新的研究方向[J]. 哈尔滨建筑大学学报. 1999, 32(4): 7~12
- [2] 李 昊. 桁架结构智能布局优化系统[D]. 天津大学, 2002
- [3] 张智星,孙春在,[日]水谷英二. 神经模糊和软计算[M]. 张平安等译. 西安:西安交通大学出版社, 1999
- [4] 刘增良,刘有才. 模糊逻辑与神经网络——理论研究与探索[M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 1996. 89~191
- [5] 杨立江,陈天仑,黄五群. 暂态混沌动力学在神经网络优化计算中的应用[J]. 南开大学学报, 1999, 32(3): 99~103
- [6] Zhou Changsong, Chen Tianlun, Huang Wuqun. Chaotic neural network with nonlinear self-feedback and its application in optimization [J]. Neurocomputing, 1997, 14(3): 209~222
- [7] Zhou Changsong, Chen Tianlun. Chaotic annealing for optimization[J]. Phys Rev, 1997, E 55(3): 2580~2587

Intelligent Layout Optimization Systems of Truss Structure

Li Ying¹, Hu Yunchang¹, Cao Hongduo²

(1. Construction Engineering School of Tianjin University, Tianjin 300072, China;

2. Guanghua Management School of Peking University, Beijing 100871, China)

[Abstract] Intelligent layout optimization system of truss structures, based on fuzzy, neural network, and chaos, is made of five modules. A new layout optimization model is formed. This system takes on intelligent and adaptive. It can complete the whole optimization programming including automatically creating of ground structure of trusses and layout optimization. It is showed by an example that this system is stable and the final layout optimization result is reliable.

[Key words] layout optimization; intelligent; optimization systems; adaptive

《中国工程科学》2003 年第 5 卷第 3 期要目预告

环境模拟技术——一门新的综合性工程
技术 王 浚
清洁燃料生产技术的进展 李大东
论中国海岸带大米草生态工程效益与生态入侵 唐廷贵等
我国小麦生产应对人世之策略 白选杰
航空航天技术与力学 陈士橹
海洋鱼类资源的可持续利用和海洋鱼类科学技术的研究方向 林浩然
矿山岩体力学与工程的研究进展与展望 谢和平
海洋光学遥感技术的发展和前沿 潘德炉等
钨合金的冲击拉伸行为及其本构和断裂判据的表述 张宝平等

可靠性工程中参数的一种估计方法 韩 明
基于空间收缩的并行演化算法 王 涛等
液体静压支承动态性能新表达式探索与实验验证 孟心斋等
基于元胞自动机的多自主体人员行为模型及其在性能化设计中的应用 ... 方伟峰等
CCD 测温在现代焦化炉中的应用 蒋亚龙等
适用于面制品蛋白营养强化的新型大豆蛋白 李荣和等
把国有企业做强做久
——论人制管理与国企的可持续发展 夏国洪
岩爆的力学模型及物理数值模拟述评 祝方才等