基于 Hopfield 网络的飞机设计

周盛强 向锦武

(北京航空航天大学 航空科学与工程学院, 北京 100083)

摘 要: Hopfield 神经网络与增广拉格朗日乘子法相结合来求解非线性约束优化. 神经网络作为求解乘子法的子问题的动力学方法,仅需计算一阶导数. 引入逐渐衰减的高斯噪声信号构造随机神经网络. 同时针对随机网络受初始温度制约,跳出局部极小值能力有限的问题,网络运行采用结合模拟退火的欧拉法. 用该方法对某喷气教练机进行总体优化设计,结果表明,算法的数值稳定性较好,求解精度高. 并基于拉氏乘子提供的约束敏度信息,做了设计要求权衡. 最后研究了某型干线旅客机的机翼气动/结构综合设计问题.

关 键 词: 神经网络; 拉格朗日乘子; 高斯噪声; 模拟退火; 飞机设计

中图分类号: TP 183; V 221^{+}.6

文献标识码: A **文 章 编 号**: 1001-5965(2006)06-0675-05

Hopfield network based approach to aircraft design

Zhou Shengqiang Xiang Jinwu

(School of Aeronautic Science and Technology, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China)

Abstract: Combining augmented lagrange multiplier(ALM) method to Hopfield neural network(HNN), was proposed to solve nonlinear constrained optimization. HNN is taken as a dynamic approach for minimization subproblem in ALM method, only needing the first derivative of the Lagrange function. The random neural network was extended by adding Gaussian noise gradually reducing with the temperature, whose ablity escapeing from the attraction of the localminimum points was limited by the initial temperature. Combined with the simulated annealing, an improved algorithm for Euler method was presented for numerical implementation of the network. The approach was applied to jet trainer aircraft preliminary optimization. The results show that the computing process is stable and the optimal result is enough precise. The trade-off of design requirements was studied through the Lagrange multipliers. An aerodynamic/structural design optimization for the wing of a trunkeliner was studied.

Key words: neural network; Lagrange multipliers; Gaussian noise; simulated annealing; aircraft design

Hopfield 网络在求解组合优化、线性规划、二次规划等领域获得了广泛应用[1],但大多数模型仅适合于求解无约束或简单约束问题. 对一般的非线性约束优化问题来说:

1) 在网络的拓扑结构,以及确定各神经元的外部输入及其间的连接权重上相对复杂[2];

2) 采用惩罚函数法,将其转化为无约束优化问题[3],在网络求解中可能因为罚参数太大,网络饱和截止而无法仿真求解. 罚参数的限制,使得优化结果不能充分满足约束条件,得到的只是近似解. 而在很多优化设计中,约束的满足和目标的最优同等重要.

增广拉格朗日乘子法,将拉氏乘子引入罚函数法的惩罚项中,拉氏乘子对罚参数不敏感,罚参数无需增大到无穷大,结果也能满足约束. 基于一阶导数的神经网络也适于求解增广乘子法子问题.

近年来,针对神经网络应用的研究,主要集中

收稿日期: 2005-06-20

基金项目: 新世纪优秀人才支持计划资助项目(NCET2042010)

作者简介: 周盛强(1975-),男,江西安福人,博士生, zsq@ ase. buaa. edu. cn.

在利用随机噪声、模拟退火、混沌效应等[3-5],以解决神经网络可能收敛到能量局部极小值的问题.

本文采用与增广乘子法相结合的方式来处理约束条件.引入高斯噪声信号构造随机神经网络.同时针对随机网络运行中没有等温阶段,跳出局部极小值能力有限的问题,结合模拟退火算法的等温马尔科夫链和 Metropolis 准则来运行随机网络,进一步增强神经网络的寻优能力.

1 神经网络与增广拉格朗日乘子法

1.1 增广乘子法处理约束和构造子问题

对于含等式 h_j 和不等式约束 g_i 优化问题:

$$\left.\begin{aligned} &\min_x f(x) \\ &\text{st. } g_i(x) \leqslant 0 \quad i=1,\cdots,m \\ &\quad h_j(x)=0 \quad j=1,\cdots,n \\ &x_k^{\mathrm{l}} \leqslant x_k \leqslant x_k^{\mathrm{u}} \quad k=1,\cdots,p \end{aligned}\right\} \tag{1}$$

其增广拉格朗日函数为

$$\begin{aligned} L(x,\lambda,M)=&f(x)- \\ &\sum_{i=1}^{m}\left[\lambda_i\Phi_i(x)-M(\Phi_i(x))^2\right]- \\ &\sum_{j=1}^{n}\left[\lambda_j h_j(x)-M(h_j(x))^2\right] \end{aligned} \tag{2}$$

式中,$\Phi_i(x)=\max\left\{g_i(x),\dfrac{\lambda_i}{2M}\right\}$;$M$ 为罚参数;λ 为拉格朗日乘子.

增广乘子法求解过程如下:

1) $v=0$,给定 $\lambda(v)$,$M(v)$,求解 $\min L(x,\lambda(v),M(v))$,最优解为 $x(v)$.

2) 更新拉氏乘子和罚参数.

拉氏乘子的迭代式为

$$\lambda_i(v+1)=\lambda_i(v)-2\cdot M(v)\cdot\Phi_i(x(v))$$

$$\lambda_j(v+1)=\lambda_j(v)-2\cdot M(v)\cdot h_j(x(v))$$

对于罚参数 $M(v)$ 不必每一次都改变,当算法收敛太慢或者不收敛时,可以适当增大 $M(v)$,但要小于某个有限上界 $\bar{M}$,以免出现数值计算中的病态问题.

3) $v=v+1$,返回 1),反复迭代直到达到终止条件.可以用拉氏乘子的变化、拉氏函数变化或约束违反度作为终止准则.

式(2)能保证对 x 有连续一阶导数,但二阶导数在 $g_i(x)=\lambda_i/2M(v)$ 处是不连续的.

1.2 求解增广乘子法子问题的神经网络

神经网络实质是梯度下降系统,容易陷入局部解.为克服这一缺点,在网络中加入高斯干扰信号,构造随机神经网络.

各神经元的状态方程如式(3)所示:

$$\left.\begin{aligned} &C_k\frac{\mathrm{d}U_k}{\mathrm{d}t}=-\frac{\partial L(x)}{\partial x_k}=-\frac{\partial f(x)}{\partial x_k}+ \\ &\sum_{i=1}^{m}\max\{\lambda_i-2M\cdot\Phi_i(x),0\}\frac{\partial\Phi_i(x)}{\partial x_k}+ \\ &\sum_{j=1}^{n}\left[\lambda_j-2M\cdot h_j(x)\right]\frac{\partial h_j(x)}{\partial x_k}+\varepsilon(t) \\ &S_k(U_k)=x_k \\ &S_k(U_k)=x_k^{\mathrm{l}}+(x_k^{\mathrm{u}}-x_k^{\mathrm{l}})/(1+\mathrm{e}^{-\xi\cdot U_k}) \\ &\varepsilon(t)\sim N(0,\sigma^2) \\ &\sigma=\sqrt{\frac{8}{\pi}T(t)} \end{aligned}\right\} \tag{3}$$

式中,C_k 是正常数;U_k 是第 k 个神经元的总输入;x_k^{l},x_k^{u} 是变量 x_k 的上下限;S_k 是神经元的传递函数,其是单调增加的,一般常取 sigmoid 型传递函数;ξ 可控制函数的斜率;T 为温度参数,从初值 $T(0)$ 逐渐下降;ε 为随机噪声,服从均值为 0,方差为 σ^2 的高斯分布.

高斯噪声逐渐减少,最后趋于 0,因而噪声项不会影响网络最后的稳定性,其作用是在局部解处产生扰动,从而减小陷入局部解的可能性.

2 网络的软件仿真和模拟退火运行

神经网络可以通过设计电子电路进行模拟和由计算机软件仿真来求解.计算机仿真实际是数值求解微分方程组的初值问题,可以用欧拉、龙格-库塔等算法将微分方程转化为差分方程迭代求解[6].

虽然随机网络加入了噪声信号,但是其跳出局部解能力有限,特别对于多峰问题的全局寻优.其原因与罚参数不能过大类似,在于受到神经元饱和截至效应的影响,温度参数的初值 $T(0)$ 不能过高.而且网络运行中温度下降过程没有等温阶段,只能通过衰减率来控制.

结合模拟退火算法的等温马尔科夫链和 Metropolis 准则来运行随机网络,全局寻优能力将会有所改善.

基于上述思想的欧拉数值求解算法描述如下:

```
Begin
w=0; x_k(w)=x_k(0); T=T(0);
U_i(w)=S_k^{-1}(x_k(0)); E(w)=E(x(0));
for t=t_0; t<=t_f; t+Δt
{
```

```
for(j=1; j<=L; j++)
{
  U_kt = U_k(w) + (dU_k/dt) · Δt
  x_kt = S_k(U_t)
  ΔE = E(x_t) - E(x(t))
  if(ΔE<0) || ((ΔE>0) & (P(-ΔE/T) > rand))
      {x(w+1) = x_kt; U(w+1) = U_kt}
  Else
      {x(w+1) = x(w); U(w+1) = U(w)}
}
T = T · β;
w = w+1;
}
End
```

式中,$x(0)=(x_k(0),k=1,\cdots,p)$ 为 p 维优化变量初值;$T(0)$ 为温度初值;E 为网络能量函数对应为增广函数值;S_k^{-1} 为传递函数的反函数;t_0 为初始时刻;Δt 为时间步长;t_f 为结束时刻;L 为马尔科夫链长度;w 为迭代步数;β 为温度衰减参数;$P(-\Delta E/T)$ 为 Metropolis 准则对应的转移概率;rand 为随机数.

3　算例及结果分析

3.1　喷气教练机总体参数优化

本算例的分析模型取自文献[7],由质量估算模块和性能计算模块 2 个子模块组成. 优化设计变量为翼面积 S(10 ~ 40 m^2)、展弦比 χ(2 ~ 10)和燃油质量 m_f(200 ~ 600 kg). 优化目标是使起飞质量 m_0 最小,约束条件为航程 $R=700$ km,最大平飞速度 $V_m\geqslant 680$ km/h,巡航速度 $V_c\geqslant 550$ km/h,着陆速度 $V_l\leqslant 140$ km/h,升限 $H\geqslant 14$ km.

各设计变量、目标函数和状态变量的量级相差较多,应对他们进行归一化处理. 目标处理为 $m_0/3\,000$,着陆速度约束条件转换为 $V_l/140-1\leqslant 0$ 形式,其他约束条件仿此处理. 故此优化问题的规范形式表示为

$$\min_{S,\chi,m_f} m_0/3\,000$$

$$\text{st. } h_1(S,\chi,m_f)=1-R/700=0$$
$$g_1(S,\chi,m_f)=1-V_m/680\leqslant 0$$
$$g_2(S,\chi,m_f)=1-V_c/550\leqslant 0$$
$$g_3(S,\chi,m_f)=V_l/140-1\leqslant 0$$
$$g_4(S,\chi,m_f)=1-H/14\leqslant 0$$

按照式(2)构造该问题的增广目标函数,按式(3)建立神经网络,比照其中神经元传递函数 S_k 的形式对设计变量约束加以处理.

3.1.1　网络仿真计算与结果

约束相应的拉氏乘子的初值 $\lambda(0)=[0\ \ 0\ \ 0\ \ 0\ \ 0]$,罚参数初值 $M(0)=1$,罚参数上界 $\bar{M}=100$.

罚参数递增方式为:如果 $\max(\Phi_i(x(k+1)),h_j(x(k+1)))<\max(\Phi_i(x(k)),h_j(x(k)))/10$,$(i=1,\cdots,m,j=1,\cdots,n)$,则罚参数不变 $M(k+1)=M(k)$;否则,增加罚参数 $M(k+1)=5\times M(k)$,如果 $M(k+1)>100$,罚参数达上界 $M(k+1)=100$.

以约束违反度 $\max(\Phi_i(x(k)),h_j(x(k)))<1.0\times 10^{-5}$ $(i=1,\cdots,m,j=1,\cdots,n)$ 作为乘子法迭代的终止条件.

Sigmoid 传递函数斜率 $\xi=0.5$,$C_k=1$,$T(0)=20$,$L=5$,$\beta=0.98$,$t_0=0$,$\Delta t=0.01$,$t_f=5$. 目标和约束的梯度计算采用有限差分法,前向差分步长取为 0.01. 系统随时间 t 的变化见图 1.

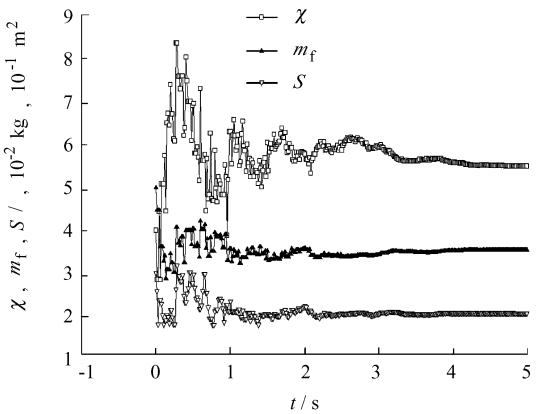


图 1　系统随 t 的变化过程

可以看出前期网络受高斯噪声影响处于波动状态,随梯度变化网络最终收敛到稳定状态. 对于不同的初值,最优解及约束满足程度分别列于表 1、表 2 中.

表 1　算法结果的比较

次数		设计变量			目标值
		S/m^2	χ	m_f/kg	m_0/kg
1	初值	30	4	500	3 578.7
	最优值	20.811 2	5.708 9	352.143 9	3 376.9
2	初值	20	3	400	3 091.7
	最优值	20.798 7	5.705 5	352.149 6	3 376.1
3	初值	35	6	300	3 778.1
	最优值	20.804 0	5.711 2	352.055 4	3 376.8

表 2　各最优解的约束满足情况

最优解	$\lvert h_1\rvert$	$\max(\max(g_i,0))$
1	$5.068\,3\times 10^{-6}$	0
2	$5.501\,3\times 10^{-7}$	0
3	$4.014\,8\times 10^{-6}$	0

可以看出本算法的精度比较高,各最优解对约束的满足情况较好. 从不同的初始值开始都能收敛于全局最优解. 优化中的副产品拉氏乘子为

[-0.288 2 0 0 -0.640 0 -1.210 2].

参考文献[3]的惩罚函数法,用退火温度的倒数作为罚参数,计算得到最优解为

[20.665 7 5.608 0 353.434 3]

目标函数值为3 362.3,各约束满足程度 $|h_1| = 0.003$, $\max(\max(g_i,0)) = 0.005\ 1$. 相比而言,其求解对约束满足的精度不高.

3.1.2 基于拉氏乘子进行权衡研究

权衡研究是飞机总体概念设计阶段的一项至关重要的工作,其包含2类权衡,即设计参数权衡和设计要求权衡.

总体参数优化实质是设计参数权衡,优化(权衡)的目的在于减轻满足设计要求的飞机起飞总重量和降低研制成本. 全局优化算法能帮助设计者充分利用设计自由度达成设计要求约束下的最优.

设计要求权衡用来确定飞机的重量和成本随设计要求的变化. 若某一设计要求使得飞机起飞总重量急剧增加,则咨询用户可否放松这一设计要求,如不行,设计部门将其作为关键技术研究起飞总重量不随这一设计要求急剧增加的措施. 拉格朗日乘子提供的信息可以帮助发现最敏感设计要求.

拉氏乘子分量 λ_i 不为零表示处于该项约束边界,其几何意义为:在极值点附近,目标函数 $f(x)$ 随约束条件微小变化而变化的比率. 可以看出起飞总重量 m_0 随升限约束变化比较敏感,如放松相同单位量,此约束相比别的激活约束,对目标的减少更显著.

假设放松升限约束条件到13 km. 修改优化模型,进行全局寻优得到最优解为

[19.701 2 3.973 4 394.494 5]

此时 m_0 为3 198 kg,减重5%,各约束对应的拉氏乘子为

[-0.257 8 0 0 -0.437 8 -0.512 2]

3.2 干线机的机翼气动/结构综合设计

文献[8],对载重18 950 kg、航程4 278 km、巡航马赫数0.85的干线客机的机翼进行气动/结构设计优化.

分析模型由气动、结构和重量估算3部分组成,气动分析采用基于非等熵全位势方程的CFD(Computional Fiuid Dynamic)方法与摩擦阻力的工程估算方法;结构分析采用基于工程梁理论的设计方法;重量估算采用概念设计阶段的二阶重量估算方法.

选取对机翼气动结构2方面均有较大影响的展弦比、根梢比、前缘后掠角、机翼面积、翼根处机翼相对厚度、30%展长处机翼相对厚度、翼梢机翼相对厚度和翼梢扭转角作为设计变量.

为简化综合设计的优化模型,将大部分气动/结构设计要求作为相应分析模型的输入条件予以保证,要求客机的升阻比大于15,以机翼结构重量为优化目标.

设计变量、取值范围和优化结果见表3.

表3 变量及优化结果

取值	设计变量								约束目标	
	展弦比	根梢比	前缘后掠角/(°)	机翼面积/m^2	翼根相对厚度/%	30%展长相对厚度/%	翼梢相对厚度	翼梢扭转角/(°)	升阻比	机翼结构重量/kg
范围	7~15	2~10	10~40	110~120	7~14	5~14	5~14	-5~0	>15	最小
初始值	7	10	35	110	11.5	10	6	-4.5	12.292	6 387.427
最优值	9.552	5.049	27.129	112.541	13.75	12.88	12.68	-5	16.901	5 677.394

4 结束语

Hopfield网络利用动力学思想求解优化问题,它只需要一次连续可微条件. 结合拉格朗日乘子法求解非线性约束问题,网络能量函数对应于增广拉格朗日函数,能避免罚参数过大而造成的病态问题. 随机噪声和模拟退火机制,能避免神经网络收敛于假吸引子,帮助到达全局最小点. 拉氏乘子还可帮助设计者进行设计要求权衡研究.

目前神经网络主要还是用传统的冯·诺依曼计算机进行软件模拟的方法来实现的,神经网络并行分布处理的优势还未充分发挥出来. 随着人们对神经网络这个复杂的非线性动力学系统运动和稳定性规律的掌握,以及更新的硬件仿真手段,神经网络的应用将会更广泛.

参考文献(**References**)

[1] Tsirukis A G, Reklaitis G V. Nonlinear optimization using gener-

alized Hopfield networks[J]. Neural Computing and Applications, 1989,1:511-521

[2] Dhingra A K, Rao S S. A neural network based approach to mechanical design optimization [J]. Engineering Optimization, 1992,20:187-203

[3] 吴剑国,赵丽萍. 工程结构优化的神经网络方法[J]. 计算力学学报 ,1998,15(1):69-74
Wu Jianguo, Zhao Liping. Neural network method for structural engineering optimization[J]. Chinese Journal of Computational Mechnaics, 1998,15(1):69-74(in Chinese)

[4] 丛爽,王怡雯. 随机神经网络发展现状综述[J]. 控制理论与应用,2004,21(6):975-980
Cong Shuang, Wang Yiwen. Survey of current progress in random neural network[J]. Control Theory & Applications, 2004, 21(6):975-980(in Chinese)

[5] 石晓荣,张明廉. 一种基于混沌神经网络的拟人智能控制方法[J]. 北京航空航天大学学报,2004, 30(9):879-892
Shi Xiaorong, Zhang Minglian. Human-imitating control based on chaotic neural networks[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2004,30(9):879-892(in Chinese)

[6] 叶世伟,郑宏伟,王文杰,等. 连续时间 Hopfield 网络模型数值实现分析[J]. 软件学报,2004,15(6):881-890
Ye Shiwei, Zheng Hongwei, Wang Wenjie, et al. Analysis for numerical implementation of continuous time Hopfield network model[J]. Journal of Software, 2004,15(6):881-890(in Chinese)

[7] 方卫国,郦正能. 基于全局敏度方程方法的飞机方案优化设计[J]. 航空学报,1998,19(3): 293-298
Fang Weiguo, Li Zhengneng. Aircraft scheme optimization design based on global sensitivity equation method[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica,1998,19(3): 293-298(in Chinese)

[8] 董波,张晓东,郦正能. 干线客机机翼气动/结构综合设计研究[J]. 北京航空航天大学学报,2002, 28(4):435-437
Dong Bo, Zhang Xiaodong, Li Zhengneng. Integrated aerodynamic/structural design optimization for wing of trunkliner[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2002, 28(4):435-437(in Chinese)

(责任编辑:张　嵘)

(上接第 638 页)

3) 对于单独一条前缘涡的研究印证了流动显示统计得到的结论,而且发现,对于独立的一条前缘涡,$fC/U<0.1$ 的低频波动,在整个翼面上都具有高度的相关性,说明这是一种能量很大的波动;$fC/U>0.1$ 的高通信号,在整个翼面上也具有较大的相关性,说明是由单独一条涡的同一个机理引发.

参考文献 (**References**)

[1] Ismet Gursul. Review of unsteady vortex flows over delta wings [C]// Orlando. 21st Applied Aerodynamics Conference. Florida:[s. n.],2003:23-26

[2] Matthew Menke, Ismet Gursul. Self-excited oscillations of vortex breakdown location over delta wings[R]. AIAA Paper 97-0744, 1997

[3] Gursul I. Criteria for vortex breakdown location over delta wings [J]. The Aeronautical Journal, 1995, 5: 194-196

[4] Menke M, Yang H, Gursul I. Experiments on the unsteady nature of vortex breakdown over delta wings[J]. Experiments in Fluids, 1999, 27(3): 262-272

[5] Menke M, Gursul I. Unsteady nature of leading edge vortices [J]. Physics of Fluids, 1997, 9(10):1-7

[6] Garg A K, Leibovich S. Spectral characteristics of vortex breakdown flowfields [J]. Physics of Fluids,1979, 22 (11): 2053-2064

[7] 祝立国,吕志咏. 破裂涡流中非定常现象与频率特性实验研究[J]. 航空学报,2005,26(2):139-143
Zhu Liguo, Lü Zhiyong. Study on unsteady flow phenomena and frequency characteristics in breakdown vortex flow[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2005,26(2):139-143(in Chinese)

(责任编辑:娄　嘉)