

遗传算法和神经网络融合型最优控制器及其在铣削加工参数控制中的应用^{*}

汪朝军 刘艳明
(华中理工大学机械系·武汉, 430074)

摘要: 本文提出了一种改进的高效率遗传算法, 并将它与神经网络相结合形成最优控制器, 其中神经网络实现对过程的在线辨识, 遗传算法根据辨识结果得出最优输入以实现最优控制, 并将此最优控制器用于铣削加工过程的在线建模和实时最优控制。最后给出了仿真和实验结果, 证实了该最优控制器的有效性。

关键词: 遗传算法; 神经网络; 最优控制

An Optimization Controller in Milling Compacting Genetic Algorithm with Neural Networks

Wang Chaojun and Liu Yanming

(Mechanics Department, Huazhong University of Science and Technology·Whuan, 430074, P. R. China)

Abstract: An optimization controller in milling is proposed in this paper. The neural network for modeling is used to learn the appropriate mapping between the input and output variables of the machining process. The genetic algorithm is used to determine the optimal inputs. The results of simulation and experiments are also given.

Key words: genetic algorithm; optimization control; neural networks

1 引言(Introduction)

在金属切削加工中, 为保证零件加工质量, 提高生产效率, 当机床和刀具型式确定后, 加工参数的合理选择起着重要的作用。一般人们都是根据经验或手册确定, 而实际加工过程是一个随着加工零件、外部干扰、刀具磨损及机床的运行状况不断变化的过程, 很难保证加工质量和最佳效率, 因此必须根据加工条件的变化实时控制加工参数。为了反映加工状况的变化, 必须实时建立加工过程的模型, 根据当前的状态, 优化算法对加工过程进行最优控制, 使加工系统维持在最佳状态。

遗传算法(GA)是建立在自然选择和自然遗传学机理基础上的迭代自适应概率性搜索算法。在解决不同非线性问题时表现出很好的鲁棒性, 全局最优化, 可并行性和高效率。以往的遗传算法由于受到运算速度的限制, 很难应用于实时控制过程, 而本文提出了遗传算法的改进策略, 采用变换搜索域的 GA 算法大大加快了收敛速度, 使遗传算法用于实时控制成为可能, 而神经网络在实时建模中已得到成功的运用, 本文提出了遗传算法和神经网络相结合的最优自适应控制模型, 并应用到数控铣床加工的

实际, 得到了很好的效果。

2 遗传算法和神经网络融合型最优控制器 (Optimization controller compacting genetic algorithm with neural network)

2.1 神经网络的在线建模(Neural network in on-line modeling)

为了反映加工状况的变化, 必须在线建立加工过程的模型, 在此仅对进给速度 V 进行控制, 根据检测切削力 F 建立加工过程模型 $F = f(v)$, 采用具有一个输入, 一个输出, 十个隐含节点的神经网络对加工过程建模。网络模型如图 1 所示。

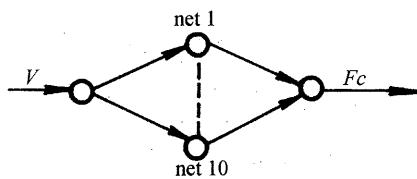


图 1 建模神经网络模型
Fig. 1 Neural network for modeling

网络在线学习模型如图 2 所示, 通过加工过程中检测的切削力 F_t 与模型输出值 F_c 的差值对网络进行训练, 采用 BP 学习算法在线调整网络连接权值^[1]。

* 国家自然科学基金(59331091)、国家教委资助优秀年轻教师和武汉市青年科技晨光计划资助项目。
本文于 1997 年 3 月 21 日收到, 1998 年 2 月 23 日收到修改稿。

在线建模神经网络的学习样本取十个,在每个控制周期内根据采样值即受力 F_t 和上次控制前后的速度变化不断更换样本,并认为速度变化是均匀的。当误差的均方根小于 2% 时结束学习。

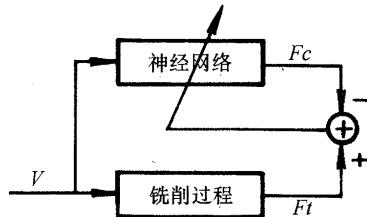


图 2 神经网络在线学习模型

Fig. 2 On-line training of neural network

为了提高控制过程中网络的收敛速度,采用了一些改进策略。

1) 首先对过程进行离线建模,得到网络的初始权值,并在控制过程中以上次控制的网络权值作为初始权值,以初始权值为基础在线学习,可以大大减少学习次数。

2) 黄金分割变步长和加动量项的算法。

$$\vec{w}(n+1) = \vec{w}(n) + \eta(n+1) \vec{d}(n) + \alpha(n+1) \Delta \vec{w}(n).$$

其中, $\Delta \vec{w}(n) = \vec{w}(n) - \vec{w}(n-1)$, 即上次调整权值的变化量。

当误差变化量 $\Delta e = e(n) - e(n-1) > 0$ 时, $\eta(n+1) = \eta(n) * 0.618$, $\alpha(n+1) = \alpha(n) * 0.618$;

否则, $\eta(n+1) = \eta(n) / 0.618$, $\alpha(n+1) = \alpha(n) / 0.618$.

采用黄金分割变步长方法,使步长得到合理的调整;加动量项后,可以减少振荡,提高学习算法的收敛速度。

2.2 遗传算法及其改进策略 (Genetic algorithm and its improvement)

遗传算法(GA)是建立在自然选择和种群遗传的达尔文进化原理基础上,模拟自然界“物竞天择,适者生存”的进化过程,在问题空间进行全局并行随机搜索优化,使种群朝全局最优的方向收敛,已被广泛应用于机器学习,函数优化,图像处理,系统建模等众多领域^[2]。

传统遗传算法在优化过程中,为了达到一定的优化精度和保证搜索到全局最优,往往采用较长的字符串编码,大的群体规模和较多的迭代次数,因而运算量大,收敛速度慢,不能用于实时控制。为了解决此问题,本文提出了十进制编码变换搜索域的改

进策略,取得了非常明显的效果。

1) 传统遗传算法的参数是采用二进制编码,为了使搜索达到一定的精度,因而参数编码具有较长的字符串。本文采用十进制编码后,使字符串长度大大减少。例如:当精度要求为 1/1000 时,二进制编码需采用十位字符串,而十进制编码只需三位字符串,减少了遗传算子运用过程中的位操作,极大地提高了运算速度。

2) 对于约束优化问题,一般采用目标函数附加惩罚函数的方法来解决,不仅加大了计算量,而且由于搜索空间大,有大部分空间为非可行域,因而算法以较大的概率在非可行域搜索,搜索速度慢,对于所需信息量少的遗传算法采用惩罚函数没有必要。本文提出了变换搜索域的方法。

在每代过程中,求得适应值 $F > 0$ (非可行域内适应值赋 0)各个体的优化参数 $\{X\}$ 各变量 X_i 的上下限 $\text{Max}_i, \text{Min}_i$,解码后再根据此上下限进行编码。由于群体在整体上朝着最优的方向发展,使群体不断集中到适应值高的区域。因而 $[\text{Max}_i, \text{Min}_i]$ 不断缩小,搜索区域的缩小使算法很快得到最优解。但 $[\text{Max}_i, \text{Min}_i]$ 并非整个可行域,为防止最优解在此区间以外,必须将此区间给以放大系数 η ,即:

$$\begin{aligned} \text{Max}_i &= \text{Max}_i + 1/2\eta(\text{Max}_i - \text{Min}_i); \\ \text{Min}_i &= \text{Min}_i + 1/2\eta(\text{Max}_i - \text{Min}_i). \end{aligned}$$

为了防止陷入局部最优,前几代不采用变换搜索域的方法,使其能找到各峰值附近的较好值,并且必须保证搜索区域大于最小允许区域 S_i ,即 $\text{Max}_i - \text{Min}_i \geq S_i$,否则

$$\begin{aligned} \text{Max}_i &= 1/2(S_i + \text{Max}_i + \text{Min}_i); \\ \text{Min}_i &= 1/2(\text{Max}_i + \text{Min}_i - S_i). \end{aligned}$$

为使群体向最优解移动,加大最优解附近搜索的概率,防止陷入区域内局部最优,采用了区域推动机制。当当前最优解靠近边界时,将此边界扩开,进行区域放大。即:

$$\begin{aligned} \text{Max}_i - \text{Xi}_{\text{Max}} < \alpha(\text{Max}_i - \text{Min}_i), & \text{ when } \\ \text{Max}_i = \text{Max}_i + \beta(\text{Max}_i - \text{Min}_i), & \\ \text{Xi}_{\text{Max}} - \text{Min}_i < \alpha(\text{Max}_i - \text{Min}_i), & \text{ when } \\ \text{Min}_i = \text{Min}_i - \beta(\text{Max}_i - \text{Min}_i). & \end{aligned}$$

其中, $0 < \alpha < 0.5, 0 < \beta < 1, \text{Xi}_{\text{Max}}$ 为适应值最大个体的参数值,但应保证不得超出最大允许边界。即:

$$\text{Max}_i \leq \text{MAX}_i, \text{Min}_i \geq \text{MIN}_i,$$

其中, $[\text{MAX}_i, \text{MIN}_i]$ 为参数 X_i 的最大搜索区间.

3) 在进行搜索区域变换时, 适应值大于零的个体解码后进行再编码, 而对于适应值等于零的个体, 仍保留其原字符串编码. 因为搜索区域变换后, 保留以前的字符串编码相当于对个体时进行了变异操作, 使个体可能复活并具有更高的适应值.

采用十进制编码的变换搜索域 GA 算法, 不断改变优化变量的上下限, 使搜索空间不断向最优解缩小推进, 极大地提高了算法的收敛速度.

以进给速度 V 为优化变量, 以切削效率最大作为优化目标, 因切深切宽不可控制, 即以当前的进给速度最大为优化目标. 采用十进制编码变换搜索域的算法, 每个个体用两位十进制码表示, 并取较少的群体规模 $N = 10$, 以进给速度作为适应值. 主要的约束条件为: 进给速度 $V_{\min} \leq V \leq V_{\max}$; 主切削力 $F \leq [F]$; 有效功率 $P \leq [P]$ ^[3].

2.3 GA 与 NN 融合型最优控制器模型 (Model of optimization controller compacting GA with NN)

神经网络根据铣削加工过程状态(即检测受力 F 的变化)在线建立加工过程模型, 遗传算法根据当前的状态模型 $F = f(V)$ 和优化目标(即进给速度最大)得出当前状态下的最优输入(即最大进给速度), 实现对加工参数的最优控制.

其模型如图 3:

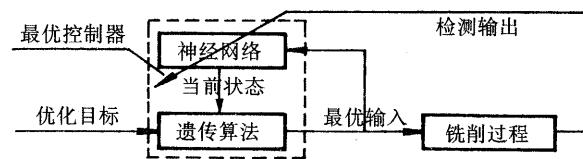


图 3 最优控制模型
Fig. 3 Model of optimization controller

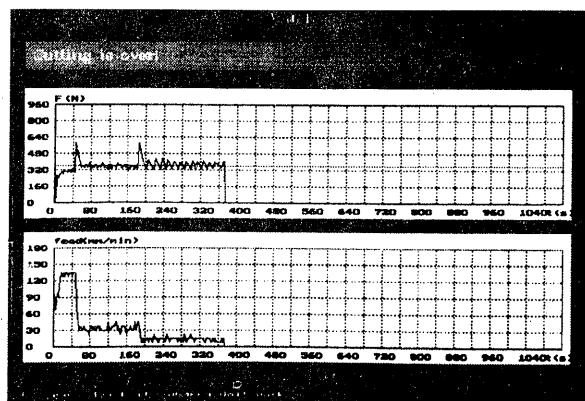


图 5 一台阶切削时的进给速度和切削力曲线图
Fig. 5 Graph of feeding speed and cutting force in a step cutting

3 仿真 (Simulation)

为了反应加工状态的变化, 假定切削有四个台阶(切深分别为 1 mm, 1.4 mm, 1.8 mm, 2.2 mm, 2.6 mm)的工件. 图 4 为仿真结果. 其中切削宽度为 10mm, 主轴转速为 $n = 300\text{r}/\text{min}$, 约束条件为: $F \leq 700\text{N}$, $P \leq 4.5\text{kW}$, $20\text{mm}/\text{min} \leq V \leq 80\text{mm}/\text{min}$. 从图中可以看出前两段由于进给速度约束在 $80\text{mm}/\text{min}$ 以内, 所以切削力不能达到 700N , 在后三段随着切深的增加, 速度随之降低, 并使切削力基本维持在最大允许值 700N . 仿真结果表明, 随着加工状态的变化进给速度得到了合理的调整, 使加工切削力基本维持在最大允许值, 系统维持在最佳的状态.

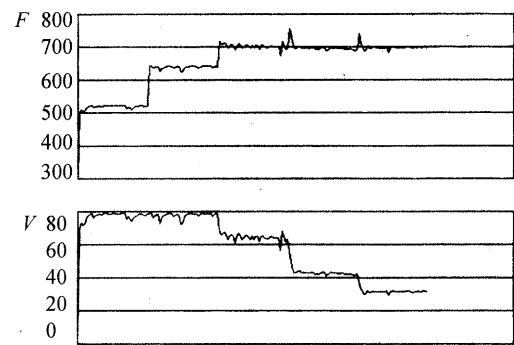


图 4 台阶切削的进给速度和切削力的仿真曲线

Fig. 4 Simulation graph of feeding speed and cutting force in step cutting

4 实验 (Experiment)

利用 286PC 机将此最优控制器用于数控铣床进给速度最大的最优控制. 在实验中主切削力的采样周期为 1ms. 受 286PC 机计算速度的限制, 控制周期为 2s. 图 5 为切一台阶(切深分别为 2mm, 3mm, 4.5mm)的进给速度和受力曲线图, 切宽为 $B = 10\text{mm}$, 主轴转速为 $n = 300\text{r}/\text{min}$ 约束条件为:

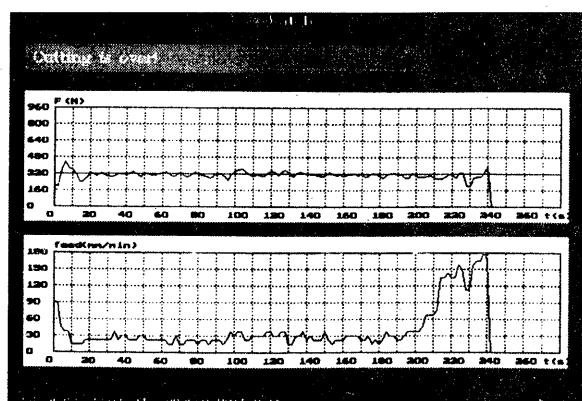


图 6 一凸轮切削过的进给速度和切削力曲线图
Fig. 6 Graph of feeding speed and cutting force in a cam cutting

$7.5 \text{mm/s} \leq V \leq 135 \text{mm/s}$, $F \leq 360 \text{N}$, $P \leq 4.5 \text{kW}$. 为了反应切宽变化时的控制情况, 进行一凸轮切削, 图6为切削过程的进给速度和切削力曲线图, 切深为 $h = 2 \text{mm}$, 主轴转速为 $n = 300 \text{r/min}$, 约束条件为: $7.5 \text{mm/s} \leq V \leq 180 \text{mm/s}$, $F \leq 320 \text{N}$, $P \leq 4.5 \text{kW}$.

从图中可以看出进给速度随着切削状况的不断变化得到了调整. 由于约束条件的限制, 约束条件主要反映在力的约束. 加工过程中的切削力基本维持在最大允许值, 切削效率最高, 使切削过程维持在最佳状态, 证实了该最优控制器的有效性.

5 总结(Conclusion)

遗传算法是一种模拟自然遗传和达尔文进化论的随机并行优化算法, 具有全局最优化性能. 本文提出了“变换搜索域”的改进策略, 提高了算法的收敛速度, 并将其与神经网络结合实现了对铣削加工过程的在线建模和最优控制, 取得了很好的仿真和实

(上接第 606 页)

题, 但这种方法计算较繁琐, 且在许多地方如非线性补偿和一些方程的求解都作了理想处理. 为解决这些问题我们还需要做更深的研究.

参考文献(References)

- 1 Raibert M H and Craig J J. Hybrid position/force control of manipulators. *J. Dyn. Syst. Meas. Contr.*, 1981, 103(2):126–132
- 2 Hogan N. Impedance control: an approach to manipulation. *J. Dyn. Syst. Meas. Contr.*, 1985, 107(1):1–7
- 3 Anderson R and Spong M. Hybrid impedance control of robotic manipulators. *J. Robot. Autom.*, 1988, 4(5):549–556
- 4 Stanley A Schneider, Robert H and Cannon Jr. Object impedance control for cooperative manipulation: theory and experimental results. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 1992, 8(3):383–394

验结果, 证实了此最优控制器的有效性.

参考文献(References)

- 1 张立明编著. 人工神经网络的模型及其应用. 上海: 复旦大学出版社, 1992
- 2 Goldberg D E. *Genetic algorithm in searching, optimization, and Machine learning*. Addison-Wesley Publishing Company, 1989
- 3 周泽华主编. 金属切削原理. 上海: 上海科学技术出版社, 1992

本文作者简介

汪朝军 1971年生. 1993年毕业于武汉水利电力大学机械系机械设计及制造专业, 获工学学士学位, 同年工作于武汉电力设备厂. 1995年考入华中理工大学机械学院机电控制及自动化专业攻读硕士学位, 主要从事最优控制及智能制造的研究. 1998年毕业, 获工学硕士学位. 已发表论文3篇.

刘艳明 1964年生. 博士生. 现为华中理工大学机械学院教授. 主要从事机器人、智能控制、智能制造等研究. 主持和参与完成了多项国家级基金和国际合作项目, 特别是在神经网络应用于数控领域上取得了一系列成果.

- 5 熊有伦等著. 机器人学. 北京: 机械工业出版社, 1993
- 6 Nakamura Y et al. Dynamics and stability in coordination of multiple robotic mechanisms. *Int. J. Robotics Research*, 1989, 8(2):44–61
- 7 Li Z and Sastry S. Task-oriented optimal grasping by multifingered robot hands. *IEEE J. of Robotics and Automation*, 1988, 4(1):271–282
- 8 王洪瑞等. BH-1灵巧手的运动学和动力学建模研究. *系统仿真学报*, 1997, 9(3):44–49
- 9 卢江舟等. 多指手的协调阻抗控制. *华中理工大学学报*, 1995, 23(7):91–96

本文作者简介

王洪瑞 见本刊1999年第1期第61页.

吕应权 1973年生, 1997年毕业于燕山大学工业自动化专业, 获硕士学位. 现为浙江大学控制技术研究所博士生. 研究方向为机器人控制, 鲁棒控制等.

宋维公 见本刊1999年第1期第61页.