

面向加工中心的工艺方案优化技术

黄 华, 李爱平, 徐立云

(同济大学 现代制造技术研究所, 上海 201804)

摘要: 在全面考虑影响加工效率和质量的多个因素的基础上, 使用多种优化方法, 选择最优的工艺方案. 首先用神经网络为每个加工特征选择合适的加工链, 将不同特征的加工链组合成可行的加工方案集合, 然后用遗传算法对加工方案排序, 以辅助加工时间最少为优化目标, 决策出最优的加工方案. 将相关特征聚合为一个特征参加排序, 大大减少了计算复杂度; 最后, 在聚类特征内部以刀具空行程最短为目标, 规划刀具的移动路径. 算法以某厂缸盖为对象进行实例验证.

关键词: 工艺方案; 优化; 特征聚类; 遗传算法

中图分类号: TP 273; TP 332.3

文献标识码: A

CNC-Based Optimized Machining Scheme

HUANG Hua, LI Aiping, XU Liyun

(Institute of Advanced Manufacturing Technology, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract: An approach to a solution of sequencing machining operation on a machining center was proposed. The artificial neural networks (ANN) was used to choose machining methods for each feature, the methods were combined to be possible machining schemes, and then genetic algorithm was applied to operation sequencing for the possible machining schemes with the minimization of machine idle times as objective function. The correlative machining features were clustered as a feature for sequencing to simplify the computation, and then the tools path was optimized for the feature with shortest idle path as object. A test part was selected to demonstrate the mechanism of this algorithm. The result shows that the method can improve operation optimization sequencing capability of process system.

Key words: machining scheme; optimization; feature cluster; genetic algorithm

择一个加工方案, 然后将所有特征的加工方案组合在一起, 进行最优化排序. 这种串行处理方法的主要缺点是最优解可能在选择加工方案时丢失. 文献[3]提出一种基于遗传算法的可行加工方案选择与操作排序综合优化方法, 提出基于企业制造资源的约束, 对所有可能的加工方案排序.

随着加工中心的普遍应用, 工件一次装夹后, 工步数目一般有数十个甚至上百个, 单纯依靠经验难以得出最优的排序方案. 因此, 研究面向加工中心的工艺规划更具普遍意义. 笔者在文献[4]的基础上, 以加工中心为应用对象, 首先用神经网络为每个加工特征选择合适的加工链, 将不同特征的加工链组合成可行的加工方案, 然后用遗传算法对加工方案排序, 决策出最优者. 排序之前, 首先进行特征聚类, 将进刀方向相同、工艺参数相同的一组特征聚类作为同一个特征参加排序; 然后以工作台转位次数最少、换刀次数最少、刀具空行程最短等辅助加工时间最少为优化目标进行计算; 最后, 将聚类特征内部的刀具路径优化问题转化为 TSP (traveling salesman problem) 解决.

1 系统总体结构

基于神经网络和遗传算法综合优化的可行加工方案选择与操作排序优化, 由两部分组成, 流程如图 1 所示. 系统首先获得 CAD (computer aided design) 信息和生产信息, 包括零件的总体结构形状、材料类型、热处理方法、毛坯类型、生产批量和待加工特征等工艺参数, 再经由前处理输入网络, 其中, 每个子 BP (back propagation) 网络对应一种特征类型. 系统工作时, 根据待加工特征的类型选择相应的子网络, 计算各种加工方案的选择概率, 然后组合成可行的加工方案集合, 再调用遗传算法, 计算可行方案集,

加工方案的选择^[1]和工步排序^[2]是不可分割的两部分. 在传统的 CAPP (computer aided process planning) 系统中, 工艺专家根据经验, 为每个特征选

收稿日期: 2008-10-31

基金项目: 国家“八六三”高技术研究发展计划资助项目(2007AA042002)

作者简介: 黄 华(1978—), 男, 博士生, 主要研究方向为制造系统与自动化. E-mail: hh318878@126.com

得到一个最佳的方案,作为全局最优输出。

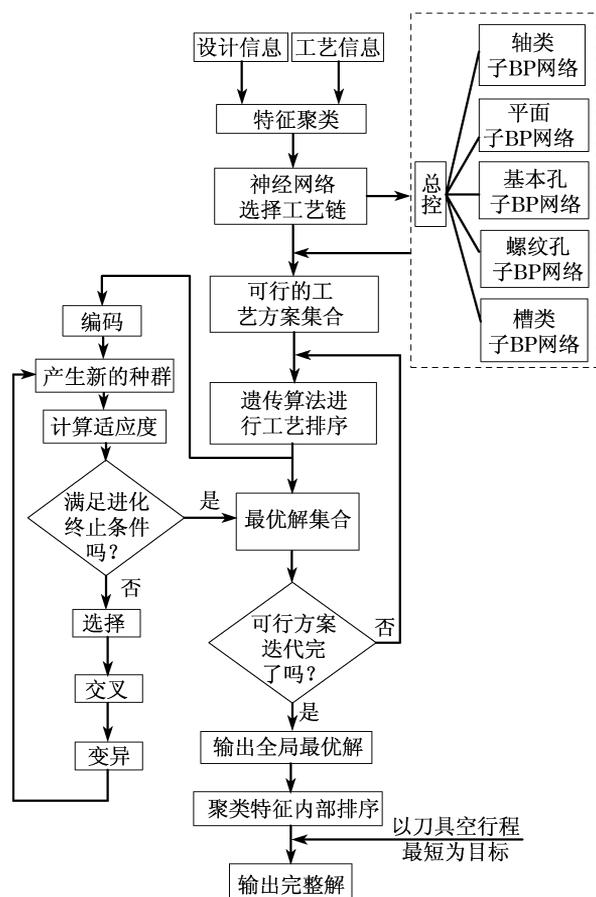


图1 基于神经网络和遗传算法的加工方案优化流程

Fig.1 Process optimization based on neural network and genetic algorithm

2 神经网络加工方案选择

应用神经网络选择加工方案,主要是将专家知识经验融入在神经网络的权值中.训练好的神经网络具有良好的泛化能力和容错性,能弥补专家系统在知识获取、知识表达和决策推理能力方面的局限性.应用神经网络需要解决两个主要问题:①神经网络的结构;②输入参数的预处理。

2.1 神经网络结构

依据神经网络理论,三层神经网络能够逼近任意非线性函数,因此本研究选用之.笔者主要对盘盖类零件进行工艺选择,主要面向孔加工.所以,下面讨论孔类子网络的结构.采用“5—10—9”结构,传递函数采用 Sigmoid 函数.即输入层共有 5 个神经元节点,从上到下分别表示材料类型、热处理方法、孔的直径、尺寸精度等级、表面粗糙度;根据经验,隐含层采用 10 个节点;输出层的神经元节点共有 9 个,从

上到下分别对应着加工孔特征的 9 种可用的方法:钻、铰、粗铰、精铰、粗镗、半精镗、精镗、金刚镗、磨.节点的输出值为各加工方法被选择概率.神经网络结构如图 2 所示。

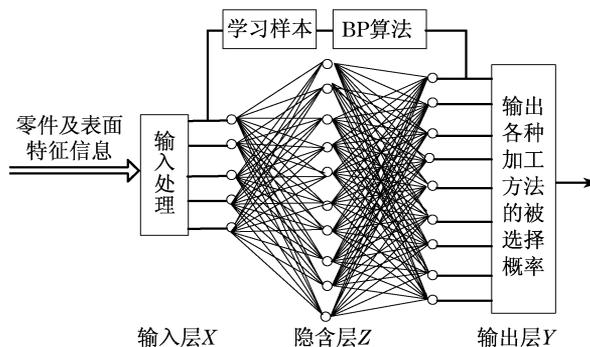


Fig.2 Structure of neural network

2.2 训练样本获取

工艺专家知识常以规则形式表示.用神经网络标识知识,首先需将符号信息转变成数值信息.工艺知识抽取、转换的目的,主要是获得用知识表示的神经网络输入参数.对于孔加工(D 表示孔径, I_t 为尺寸精度, R_a 为表面粗糙度),有如下常用规则:

规则一,材料为黑色金属, $40\text{ mm} < D \leq 500\text{ mm}$, $9 < I_t \leq 13$, $3.2 < R_a \leq 12.5$,然后,铰+粗镗.使用概率为 1.0.

规则二,材料为黑色金属, $40\text{ mm} < D \leq 500\text{ mm}$, $6 < I_t \leq 9$, $3.2 < R_a \leq 12.5$,然后,铰+粗镗+精镗.使用概率为 0.6.

规则三,材料为黑色金属, $40\text{ mm} < D \leq 500\text{ mm}$, $9 < I_t \leq 13$, $0.8 < R_a \leq 3.2$,然后,铰+粗镗+半精镗+精镗.使用概率为 0.6.

规则四,材料为黑色金属, $40\text{ mm} < D \leq 500\text{ mm}$, $6 < I_t \leq 10$, $0.8 < R_a \leq 3.2$,然后,铰+粗镗+半精镗+精镗+磨.使用概率为 1.0.

规则五,材料为黑色金属, $25\text{ mm} < D < 50\text{ mm}$, $9 < I_t \leq 13$, $0.8 < R_a \leq 3.2$,然后,钻.使用概率为 1.0.

规则六,材料为黑色金属, $25\text{ mm} < D < 50\text{ mm}$, $6 < I_t \leq 10$, $3.2 < R_a \leq 12.5$,然后,钻+镗.使用概率为 1.0.

规则七,材料为黑色金属, $25\text{ mm} < D < 50\text{ mm}$, $9 < I_t \leq 13$, $0.8 < R_a \leq 3.2$,然后,钻+粗镗+精镗.使用概率为 0.6.

规则八,材料为黑色金属, $25\text{ mm} < D < 50\text{ mm}$, $6 < I_t \leq 10$, $0.8 < R_a \leq 3.2$;然后,钻+粗镗+半精镗+精镗.使用概率为 0.6.

规则九,材料为有色金属, $1\text{ mm} < D < 25\text{ mm}$,

$5 < I_t \leq 7$, $0.16 < R_a \leq 1.25$; 然后, 钻 + 磨 + 金刚镗. 使用概率为 1.0.

按以下规则将输入输出归一化处理: ①零件材料种类 x_1 . 若材料为黑色金属, 则 $x_1 = 0$; 有色金属, $x_1 = 1.0$. ②热处理方法 x_2 . 若热处理方法为淬火, 则 $x_2 = 0$; 为非淬火时, $x_2 = 1.0$. ③孔径 x_3 . 直径分为 1~25 mm, 25~50 mm, 50~500 mm, 共 3 个尺寸段, x_3 的取值对应为 0, 0.5, 1.0. ④精度等级 x_4 . 通常取 $I_{t,3} \sim I_{t,13}$ 共 10 个等级. 通常, 一种加工方法对

应的精度等级在某一范围内, 若加工孔的最高尺寸精度为 I_t , 则 $x_4 = (13 - I_t)/10$. ⑤表面粗糙度 x_5 . 一般与精度等级相适应, 通常为 0.05~12.5, 共 9 个等级. 若加工表面的最高表面粗糙度为 R_a , 则 $x_5 = (\log 12.5 - \log R_a) / (\log 12.5 - \log 0.05)$.

由网络得到的是最后一道工序的选择概率, 该工序确定之后, 可依据加工工艺链查询其他的加工方法, 依次确定其他中间的加工工序. 由此可以得到学习样本, 见表 1.

表 1 神经网络学习样本

Tab.1 Training data for neural network

规则号	工艺条件					加工方法的选择概率									
	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	钻	铰	粗铰	精铰	铣	粗镗	半精镗	精镗	磨	
1	0	0	1.0	0.4	0.25	0	0	0	0	0	1.0	0.6	0	0	
2	0	0	1.0	0.7	0.25	0	0	0	0	0	0	0.6	1.0	0	
3	0	0	1.0	0.4	0.50	0	0	0	0	0	0	0.6	1.0	0	
4	0	0	1.0	0.7	0.50	0	0	0	0	0	0	0	0.6	1.0	
5	0	0	0.5	0.4	0.50	1.0	0	0	0	0	0	0	0	0	
6	0	0	0.5	0.7	0.25	0	0	0	0	0	1.0	0	0	0	
7	0	0	0.5	0.4	0.50	0	0	0	0	0	0	0	1	0	
8	0	0	0.5	0.7	0.50	0	0	0	0	0	0	0	1	0	
9	1	0	0	0.8	0.37	0	0	0	0	0	0	0	0	1.0	

2.3 网络输出

根据训练好的网络可给每种基本特征选择最终工序, 查询加工余量反推可以得到上一级孔的加工方法, 再次运用神经网络得到该次的加工方法, 从而得到完整的工艺链. 具体算法见文献[3]. 比如, 对一个材料为黑色金属的孔, 孔径为 20 mm, 精度等级为 7, 粗糙度为 0.8. 由神经网络得到最终工序为精镗、精铰、磨, 概率分别为 1.0, 0.7, 0.6; 通过查询加工余量, 可以反推得到完整的工艺链: 钻 + 粗镗 + 半精镗 + 精镗, 或钻 + 粗铰 + 半精铰 + 精铰, 或钻 + 磨. 同理, 可构建其他特征的神经网络, 比如对 7 级精度的平面, 可以得到最终工艺为精铣、磨, 概率分别为 1.0 和 0.6, 反推得到工艺链为粗铣 + 精铣, 或粗铣 + 磨; 从而得到以下 6 个可行的工艺方案集合:

(1) 孔工艺: 钻 + 粗镗 + 半精镗 + 精镗; 面工艺: 粗铣 + 精铣. 选择概率 $1.0 \times 1.0 = 1.0$.

(2) 孔工艺: 钻 + 粗铰 + 半精铰 + 精铰; 面工艺: 粗铣 + 精铣. 选择概率 $0.7 \times 1.0 = 0.7$.

(3) 孔工艺: 钻 + 磨; 面工艺: 粗铣 + 精铣. 选择概率 $0.6 \times 1.0 = 0.6$.

(4) 孔工艺: 钻 + 粗镗 + 半精镗 + 精镗; 面工艺: 粗铣 + 磨. 选择概率 $1.0 \times 0.6 = 0.6$.

(5) 孔工艺: 钻 + 粗铰 + 半精铰 + 精铰; 面工艺: 粗铣 + 磨. 选择概率 $0.7 \times 0.6 = 0.42$.

(6) 孔工艺: 钻 + 磨; 面工艺: 粗铣 + 磨. 选择概率 $0.6 \times 0.6 = 0.36$.

下一步的优化目标, 是使用遗传算法, 对孔和面的加工方案集合排序, 按照加工辅助时间最短或者成本最低等目标, 决策出最优的工艺路线.

3 遗传算法进行加工路线排序

3.1 加工中心工步优化排序的原则

加工顺序遵循以下原则: ①先面后孔; ②先粗后精; ③基面先行; ④先后主次; ⑤方位集中; ⑥刀具集中. 为了便于实现排序原则对优化过程的约束, 给各加工方法规定一个优先次序. 定义优先系数由工艺优先系数 P_p 、特征类型优先系数 P_t 、尺寸优先系数 P_m 及其权重组成(见表 2). 结合工艺习惯, 可确定加工的次序为: 粗铣 + 半精铣 + 精铣 + 粗镗 + 镗端面 + 打中心孔 + 钻孔 + 扩孔, 半精镗 + 倒角 + 攻丝 + 精镗, 铰孔^[2]. 对于相同工艺优先级别, 按照特征类型进一步细分, 按基准特征、主要特征、次要特征和其他特征排列. 比如, 对于孔特征, 按基准孔、主要孔、次要孔、辅助孔排列; 进一步, 如果特征类型也相同, 则按照尺寸大小排列. 分别赋予每个特征加工工步一个优先系数 P , P 值大的最先加工. P 计算公式为: $P = 10^4 P_p + 10^3 P_t + P_m$.

表2 优先系数

Tab.2 Priority coefficient

P _p												P _t			
精镗、铰孔	攻丝	倒角	扩孔、半精镗	钻孔	打中心孔	攻丝	铰端面	粗镗	精铣	半精铣	粗铣	基准	主要	次要	辅助
01	02	03	04	05	06	07	08	09	10	11	12	01	02	03	04

3.2 工步排序优化的数学模型

工步优化的目标是使辅助加工时间最短. 辅助加工时间由工作台转位、换刀和刀具空行程组成. 在工步优化过程中, 只考虑工作台转位时间和换刀时间; 排序之后, 在聚类特征内部二次排序, 寻找最短空行程. 数控加工中心下一步要用的刀具总是提前转到换刀位置, 所以, 每次换刀的时间基本相同. 设每次换刀的时间为 t_T , 工步 $s_{a(i)}$ 的刀具号码为 $T_{a(i)}$, n 为工步总数, 则换刀时间 $f(x_1)$ 为

$$f(x_1) = t_T \sum_{i=1}^{n-1} g[T_{a(i)} - T_{a(i+1)}]$$

若工步 $s_{a(i)}$ 与 $s_{a(i+1)}$ 使用相同的刀具, 则函数 $g(\cdot) = 0$; 否则 $g(\cdot) = 1$. 设 $s_{a(i)}$ 的方位代码为 $D_{a(i)}$, 工作台转位 90° 所需的时间为 t_D , 则工作台转位时间为 $f(x_2) = t_D \sum_{i=1}^{n-1} |D_{a(i)} - D_{a(i+1)}|$. 按参考文献[5]的定义, 设工步 $s_{a(i)}$ 的加工优先系数为 $P_{a(i)}$, 则工步排序优化的数学模型为

$$\begin{cases} \min & t_T \sum_{i=1}^{n-1} g[T_{a(i)} - T_{a(i+1)}] + t_D \sum_{i=1}^{n-1} [D_{a(i)} - D_{a(i+1)}] \\ \text{s. t.} & P_{a(i)} \geq P_{a(i+1)} \end{cases}$$

约束条件保证 $s_{a(i)}$ 的优先权大于工步 $s_{a(i+1)}$. 用罚函数法将上式表示的约束优化目标函数转化为无约束的代价函数

$$\min f(x) = t_T \sum_{i=1}^{n-1} g[T_{a(i)} - T_{a(i+1)}] + t_D \cdot \sum_{i=1}^{n-1} |D_{a(i)} - D_{a(i+1)}| + t_P \sum_{i=1}^{n-1} h[P_{a(i)} - P_{a(i+1)}]$$

函数 $h(\cdot)$ 的取值为

$$h(y) = \begin{cases} 1, & y < 0 \\ 0, & y \geq 0 \end{cases}$$

$t_T = 5$ s, t_D 为 3 s. 为了使上式的第三项与前两项保持同一数量级, 根据后续的编码方法, 确定 $t_P = 10^{-4}$. 然后, 对 $f(x)$ 取倒数, 将代价函数转化为适应度函数

$$F(x) = 1/f(x)$$

3.3 编码

每一个工步为一个基因座, 采用自然数字链进行基因编码. 基因码与基因座信息的映射关系为

$$k \rightarrow \{P_k, F_k, N_k, D_k, T_k, M_k\}, \quad k = 1, 2, \dots, n$$

式中: F_k, D_k, M_k, P_k, T_k 分别为第 k 个工步加工表面的特征代码、方位代码、加工方法、加工优先权、刀具号码.

3.4 遗传操作

(1) 交叉算子 交叉算子从当前种群中选择父母, 通过交换基因, 对父母的染色体重新组织而得到子代. 现采用两步处理的一点交叉方法产生新的个体, 交叉概率为 P_c , 交叉点位置采用随机方法确定.

(2) 变异算子 为了阻止搜索过程过早地陷入局部最优, 变异算子作用于每代中随机选择的个体. 本文采用交换位置的变异策略, 在一个染色体中随机选择 2 个位置交换基因, 概率为 P_m .

(3) 选择算子 父母染色体的选择是遗传算法中至关重要的一步. 采用轮盘赌和精英保留相结合的策略, 使得被选中的父母所产生的后代, 具有更好或者至少与其父母相同的适应度值.

(4) 终止条件 终止条件可以为进化总代数, 也可以是在连续多次(可设定)进化中最优目标函数未得到改进时. 本文设定一个总进化代数为终止条件.

4 基于 TSP 的刀具路径优化

在得到优化的工艺路线后, 还需要对聚类特征内部二次排序, 以刀具空行程最短为优化目标, 规划刀具的移动路径. 在箱体类零件和盘盖类零件中, 存在大量排列不规则的孔系, 可以用 TSP 来规划刀具的移动路径. 其数学描述如下:

$$f_1 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1, j \neq i}^N a d_{ij} e_{ij}$$

式中: a 为单位长度的刀具行进成本; d_{ij} 为孔 i 和孔 j 之间距离; $e_{ij} \in (0, 1)$, $e_{ij} = 1$, 表示边 (i, j) 在得到的优化路径上. 具体可参考文献[6].

5 缸盖的加工实例

为了将上述算法集成, 以 VC++ 6.0 为开发平台, 编制应用程序; 用数据库管理系统 SQL Server 2000 管理工艺专家知识规则, 按照输入输出

归一化处理规则,将专家知识处理成训练样本,然后将离线训练好的神经网络作为动态链接库文件,由主程序调用.主程序以人机交互的方式接收工件特征、尺寸、精度和工件材料等信息,然后调用神经网络程序,为每个加工特征选择可行的工艺方案.对所有特征的可行工艺方案组合,得到工件的全部可行加工方案集合;再按照表1所示的方法,对工步编码;调用遗传算法子程序,计算加工方案的辅助加工时间.最后,在程序中输入各个特征之间的距离尺寸,调用TSP算法,对聚类特征内部走刀路径进行规划.下面以一个缸盖工件为例进行说明.

图3为某型号缸盖工序示意图,在某四轴卧式加工中心上,加工方位3,4,5,6的面和孔系.方位3的面为缸盖上平面,4为下平面,5为左端面,6为右端面.首先,将几何特征相同、进刀方向相同的特征聚类为一个特征,以同一个代号表示,然后参加排序.在神经网络选择的可行加工方案中,选择概率最

高的加工方案如下:

(1) 上平面.面F01,粗铣+精铣;1个 $\phi 8H7$ 油孔编号H01,钻+铰;3个 $\phi 22H8$ 闷头孔H02,钻+扩+铰;18个 $\phi 15$ 压紧孔H03,钻;10个M8螺纹孔H04,钻+攻;8个 $\phi 36$ 的弹簧坑H05,铈.

(2) 下平面.面F02,粗铣+精铣;14个 $\phi 15$ 压紧孔H06,钻;6个 $\phi 20H8$ 水孔H07,钻+扩+铰;13个 $\phi 7$ 水孔H08,钻;4个 $\phi 9$ 水孔H09,钻;2个 $\phi 15$ 水孔H10,钻;1个 $\phi 6H1$ 油孔H11,钻;4个 $\phi 47H7$ 进气座圈孔H12,粗铈+精镗;4个 $\phi 42H13$ 排气座圈孔H13,粗铈+精镗;8个 $\phi 14H7$ 导管孔H14,铈+钻+扩+精铰;4个 $\phi 18F8$ 定位孔H15,钻+粗铰+精铰.

(3) 前端面.面F03,粗铣;10个M8螺纹孔H16,钻+攻.

(4) 后端面.面F04,粗铣;10个M8螺纹孔H17,钻+攻.

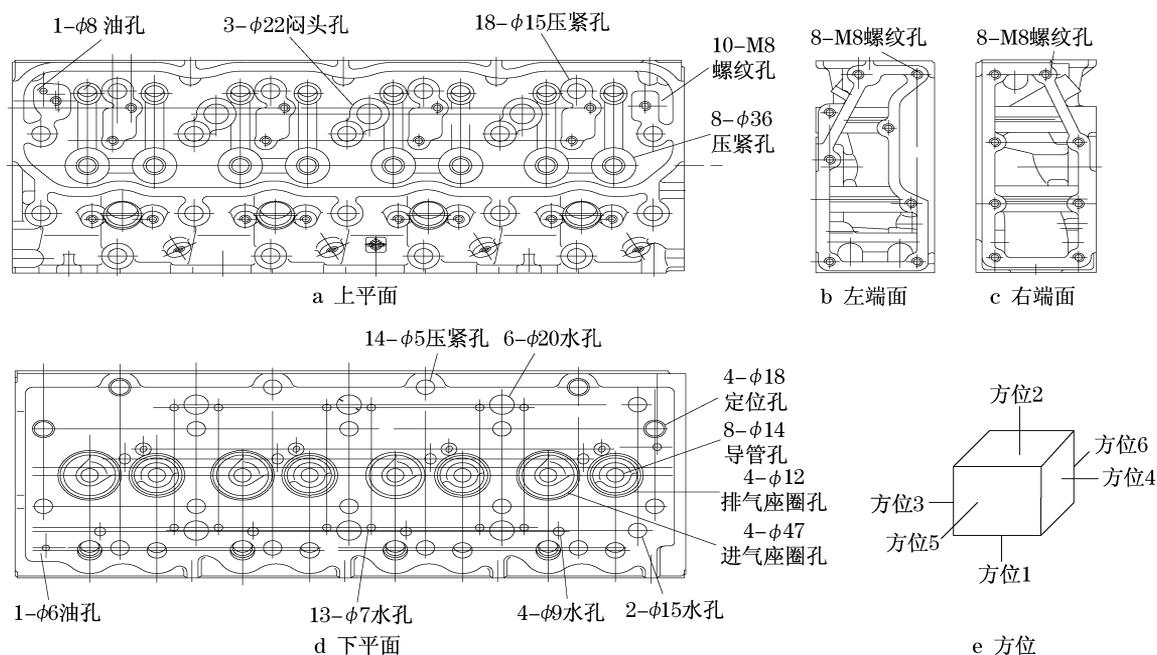


图3 缸盖零件工序示意图

Fig.3 Process for cylinder head

通过特征聚类以后,本次装夹中一共有4个平面,17个工步需要加工.基因码与工步信息见表3.

对其他可行加工方案分别编码,用遗传算法计算,可分别得到各种加工方案的辅助加工时间,取时间最短的为最优的加工方案.

在本方案中,取基因重组概率为0.8,变异概率为0.1,最大迭代次数为1000.经过200次迭代,最优个体的基因码顺序为1,12,33,34,2,13,11,3,21,4,5,15,6,16,7,17,8,14,20,30,9,35,37,10,36,

38,18,19,22,24,26,25,23,27,28,29,31,32;对应的工步顺序为:粗铣F01,F03,F05,F06;精铣F04,F03;铈H05,钻H01,H11;铰H01,钻H05,H07;扩H02,H07;铰H02,H07;钻H03,H06,H10,H15,H04,H16,H17;攻H04;钻H08,H09;铈H12,H13,H14;精镗H13,H12;钻+扩+精铰H14;粗铰+精铰H15.工作台转位和换刀的总时间为110s.经过比较,该方案为加工辅助时间最短者.

表 3 编码信息
Tab.3 Coding information

项目	基因码												
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
加工	粗铣	精铣	钻	铰	钻	铰	扩	钻	钻	攻	铰	粗铣	精铣
特征	F04	F04	H01	H01	H02	H02	H02	H03	H04	H04	H05	F03	F03
特征数量/个	1	1	1	1	3	3	3	18	10	10	8	1	1
方位	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	3	3
刀具号	1	2	3	4	5	7	6	8	9	10	11	1	2
优先权	123 445	103 445	52 007	12 007	53 020	43 020	13 020	51 015	52 015	22 015	83 036	123 445	103 445
项目	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26
加工	钻	钻	铰	扩	钻	钻	铰	钻	钻	精镗	铰	精镗	铰
特征	H06	H07	H07	H07	H08	H09	H12	H12	H10	H11	H13	H13	H14
特征数量/个	14	6	6	6	13	4	2	1	4	4	4	4	8
方位	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
刀具号	8	5	6	7	12	13	8	3	14	15	16	17	18
优先权	51 015	53 020	43 020	13 020	53 007	53 009	53 010	52 007	83 047	13 047	83 040	13 040	83 014
项目	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	
加工	钻	扩	精铰	钻	精铰	粗铰	钻	攻	粗铣	粗铣	钻	攻	
特征	H14	H14	H14	H15	H15	H15	F05	F06	H16	H16	H17	H17	
特征数量/个	8	8	8	3	3	3	1	1	10	10	10	10	
方位	3	3	3	3	3	3	5	6	5	6	5	6	
刀具号	19	20	21	8	22	23	1	1	9	10	9	10	
优先权	53 014	43 014	13 014	51 018	41 018	11 018	123 445	123 445	52 008	22 008	52 008	22 008	

该零件大部分孔系排列比较规则,很容易规划刀具的移动路径.小部分孔系需要用 TSP 算法规划.例如,对于图 4a 所示左端面的 8 个 M8 螺纹,由 TSP 得到刀具移动路径(如图 4b 所示).

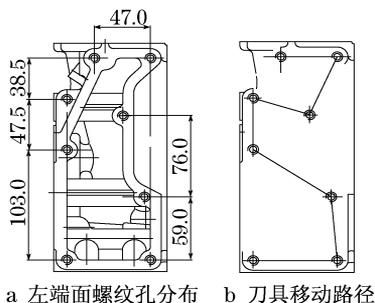


图 4 刀具路径规划(单位:mm)
Fig.4 Tool path plan(unit:mm)

6 结语

首先选择最优的加工链,然后排序.排序之前首先将方位相同、尺寸相同的特征聚合为一个特征,然后用 TSP 算法计算空行程最短的刀具移动路径;对神经网络的构造和输入向量进行了处理,提出了优先权的计算方法,确保了工步之间的合理约束,从而得到了全局优化的加工工艺方案.

参考文献:

[1] C AlecChang, Vorapoch Angkasith. Using Hopfield neural

networks for operational sequencing for prismatic parts on NC machines[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2001,14:357.

[2] 秦宝荣. 智能 CAPP 系统的关键技术研究[D]. 南京:南京航空航天大学,2006.

Qin Baorong. Key technology for intelligent CAPP [D]. Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2006.

[3] 花广如,王会风,张震寰. 基于遗传算法的加工方案选择与操作排序综合优化方法[J]. 上海交通大学学报:自然科学版, 2006, 40(2):195.

HUA Guangru, WANG Huifeng, ZHANG Zhenhuan. A GA-Based synthesizing optimization approach for machining scheme selection and operations sequencing [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University: Natural Science, 2006, 40(2):195.

[4] 常伟,刘文剑,许之伟,等. 基于人工神经网络的工艺知识表示方法的研究[J]. 哈尔滨工业大学学报:自然科学版, 2000, 32(3):132.

CHANG Wei, LIU Wenjian, XU Zhiwei. Expression of process knowledge based on neural network [J]. Journal of Harbin Institute of Technology: Natural Science, 2000, 32(3):132.

[5] 秦宝荣,王宁生. 基于遗传算法的加工中心工步排序优化方法[J]. 中国机械工程, 2002, 13(18):1531.

QIN Baorong, WANG Ningsheng. A genetic algorithm-based optimization method for sequencing machining steps on a machining center [J]. China Mechanical Engineering, 2002, 13(18):1531.

[6] 周正武,丁同梅. 基于 TSP 和 GA 孔群加工路径优化问题的研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2007, 30(7):30.

ZHOU Zhengwu, DING Tongmei. Research on holes machining path planning optimization with TSP and GA [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing, 2007, 30(7):30.