

基于实例的离散制造系统能耗知识建模与预测

徐彬梓, 王艳[†], 纪志成

(江南大学 物联网工程学院, 江苏 无锡 214122)

摘要: 由于离散制造系统的能耗具有复杂性和不确定性等特点, 急需一种数据驱动的通用能耗预测方法. 对此, 首先依据知识建模方法搭建面向能耗的知识模型, 以指导能耗数据与工艺信息、排产信息的有机结合; 然后, 将数值型和字符型输入变量进行综合考虑: 先采用功率波动程度计算属性的重要性, 再通过层次实例检索方法来保证字符型输入变量的一致性 or 相关性; 最后, 通过检索相似工步来实现能耗预测. 仿真实验表明所提出的方法可行且有效.

关键词: 能耗; 知识; 离散制造; 实例推理; 数据驱动

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Case-based energy-consuming knowledge modeling and prediction of discrete manufacturing system

XU Bin-zi, WANG Yan[†], JI Zhi-cheng

(College of Internet of Things and Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: Considering the complexity and uncertainty of energy consumption in a discrete manufacturing system, a general data-driven energy prediction method is urgently required. Therefore, a knowledge model oriented to energy consumption is built using a knowledge modeling method to guide the combination of the energy consumption data, the process plan and the production schedule. Then, character input variables and numeric input variables are both considered in the process of energy consumption prediction. The attribute importance is calculated by the degree of power fluctuation, and the consistency or correlation of character input variables are guaranteed by using the hierarchical case retrieval method. Finally, energy consumption is predicted by retrieving similar working-steps. The experimental simulation shows the feasibility and effectiveness of the proposed method.

Keywords: energy consumption; knowledge; discrete manufacture; case-based reasoning; data-driven

0 引言

工业生产作为当今社会最为基础和广泛的一项经济活动, 其能量消耗极其巨大. 由国家统计局出版的《中国能源统计年鉴2017》指出, 制造业耗能占全国总耗能的近50%^[1]. 因此, 节能减排显得极为重要. 然而, 由于离散制造耗能要素多、能耗分析复杂等特点, 对能耗方面的研究仍有大量的进步空间.

随着生产力的提高, 作为制造主体的加工设备所消耗的能量也随之提高. 为了预测设备在加工过程中的能量消耗, 大部分机理模型最初都依赖于实际加工的经验能耗模型^[2]. 该模型通过大量的实验数据, 运用统计分析和数据拟合技术来逼近实际能

耗. O'Driscoll等^[3]开发了一种非侵入式智能电能传感器, 并利用采集到的能耗信息判断设备的加工状态, 最终发现能耗特性与设备状态有关. Guo等^[4]把加工过程分为3个阶段, 并通过解构数控加工程序、建立数据矩阵来获取完工时间和能耗. 考虑到加工设备是由多个部件和多个层次组成, Lv等^[5]通过大量实验研究了多个不同种类的加工设备, 发现大部分加工过程的能量利用率很低, 且加工能耗随设备类型的不同而不同. Xie等^[6]用广义随机Petri网来预测加工过程中的能耗和生产时间, 并通过实验数据分析了加工参数对平均加工时间、平均功率、平均耗能的影响, 以选取最优的加工参数.

收稿日期: 2017-11-04; 修回日期: 2018-03-27.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61572238); 江苏省杰出青年基金项目(BK20160001).

责任编委: 阳春华.

作者简介: 徐彬梓(1992—), 男, 博士生, 从事能耗优化、知识自动化的研究; 王艳(1978—), 女, 教授, 博士生导师, 从事智能制造系统能效优化等研究.

[†]通讯作者. E-mail: wangyan88@jiangnan.edu.cn.

然而,对于拥有不确定性和复杂性的加工设备而言,建立精确且易于计算的能耗模型十分困难.由于建模本质上是寻求输入与输出的映射关系,很多学者从数据建模的角度出发来建立面向加工设备的能耗模型.贾顺等^[7]将加工功率映射为动素功率并借助实验建立了加工功率模型.宫运启^[8]先运用CBR(Case-based reasoning)技术来匹配加工工艺方案,再用BP神经网络预测工步能耗,从而实现了不同层次的制造过程能耗预测.Kara等^[9]通过大量观测数据和SPSS软件拟合出能耗的经验模型,该模型表明材料去除率与单位能耗成反比.Garg等^[10]提出一种基于复杂度和正交基函数的多基因遗传规划方法,并将其运用在铣削过程的能耗建模上.Kant等^[11]将灰色关联分析法与响应曲面法相结合,以加工参数为变量建立了面向能耗和表面粗糙度的预测模型.

随着制造业智能化、信息化的发展,制造系统在生产过程中积累了大量的生产数据,而这些数据蕴含着丰富的能耗信息,如何有效地管理和利用这些信息是工业智能化过程中的难点之一.另一方面,制造能耗与众多因素有关,是一个字符型和数值型变量混合的复杂建模问题.本文从知识建模和实例推理的角度出发,将能耗数据与工艺方案、排产计划相结合,抽象成能耗知识,并根据制造系统的不同层次构建知识模型.在此基础上,基于实例推理技术和层次实例检索方法提出一种数据驱动的通用能耗预测方法,在统一框架下同时考虑不同类型变量对加工能耗的影响.该方法首先依据功率的波动程度来评价各个属性的重要性;其次,通过层次实例检索方法来保证设备类型、加工方法等字符型变量的一致性 or 相关性;最后,在字符型变量相同或相似的基础上检索加工参数相近的实例,以实现能耗预测.

1 离散制造系统的能耗分析

为了正确建立离散制造系统的能耗知识模型,首先需要从能量流动的角度对整个制造过程进行全面、系统地分析.本文按照工艺流程将整个系统分为4个层次:工步层、工序层、零件层和产品层,它们之间的层次关系如图1所示.

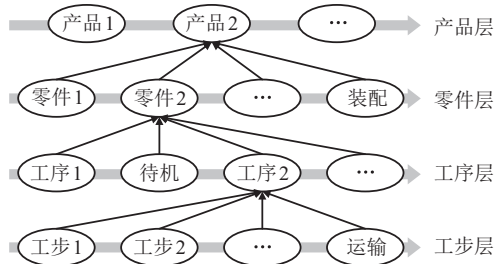


图1 离散制造系统的能耗层次

1.1 工步层能耗

工步是生产过程中最基本的单元,一般包括4个阶段:启动阶段、待机阶段、空载阶段和加工阶段.其中:启动阶段是指设备开机启动的阶段,该阶段功率波动较大,但持续时间短;在待机阶段,能量仅用于加工设备的基本运作;空载阶段是指设备开始运作但并未进行实际加工的阶段;加工阶段是指设备进行实际加工的阶段,该段能耗与其加工参数有关.

工步层的能耗可以表示为

$$E_1 = E_{st} + E_{s-s} + E_{ie} + E_c. \quad (1)$$

其中: E_{st} 为设备启动能耗, E_{s-s} 为设备待机能耗, E_{ie} 为设备空载能耗, E_c 为设备加工能耗.除启动能耗可视为常值外,其他能耗均为对应功率与持续时间的乘积.

1.2 工序层能耗

工序是零件在同一台设备上连续完成的工艺.本文将零件运输视为本工序的最后一个工步,则其耗能应包括对应各个工步的能耗以及运输能耗.假设该工序有 N_1 个工步,则其能耗为

$$E_2 = \sum_{i=1}^{N_1} E_{1i} + E_{ts}. \quad (2)$$

其中: E_{1i} 为工序第 i 个工步的耗能; E_{ts} 为运输能耗,可由下式计算得到:

$$E_{ts} = P_{ts} t_{ts} / Q. \quad (3)$$

P_{ts} 和 t_{ts} 分别是运输设备的运输功率和运输时间, Q 表示运输设备每次装载的零件个数.式(3)计算的是一次运输中每个零件所均摊的能耗.

1.3 零件层能耗

一个零件的生产流程如图2所示. M_1 和 M_2 表示不同的加工设备, B_1 表示设备之间的零件缓冲区.毛坯从 B_0 进入 M_1 进行加工,完成后送入 B_1 .之后,零件从 B_1 送入 M_2 ,加工完成后进入 B_2 .当加工设备的前一个缓冲区为空,或者后一个缓冲区为满时,设备出现被迫等待的情况,而设备被迫等待时的功率是该设备的待机功率.



图2 零件加工流程

假设该零件有 N_2 个工序,则生产该零件的能耗可以表示为

$$E_3 = \sum_{i=1}^{N_2} E_{2i} + E_{s-p}. \quad (4)$$

其中: E_{2i} 为零件第 i 个工序所消耗的能量; E_{s-p} 为机

床被迫等待的能耗,它是机床待机功率与等待时间的乘积。

1.4 产品层能耗

产品层作为制造系统中的最高层,描述了单个产品在整个生产周期中的能量消耗.它不仅包括各个组成零件的能耗,还应包括装配能耗 E_{assy} ,即

$$E_4 = \sum_{i=1}^{N_3} E_{3i} + E_{\text{assy}}. \quad (5)$$

其中: N_3 为产品所需的零件个数, E_{3i} 为产品第 i 个零件所消耗的能量.对于 E_{assy} ,通常取其能耗为固定值,因为同一产品的装配能耗变化较小.对于部分不存在装配过程的系统,可将装配能耗设为0.

2 面向能耗的制造知识模型

离散制造系统中产生的海量数据,只有在与加工过程、工艺流程等信息相关联之后才具有实际意义.本文将能耗知识细分为3类:工艺知识、设备知识和零件知识,其知识集成框架如图3所示.

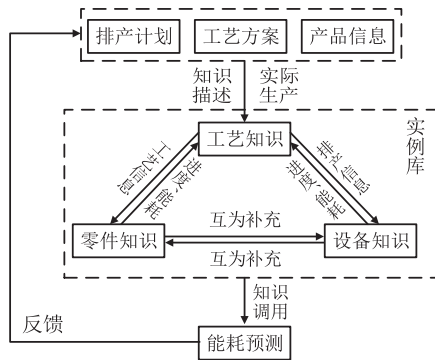


图3 知识集成框架

在该框架中,本文将工艺知识作为整个系统知识描述的接口.在对排产计划、工艺方案、产品信息进行描述后,将这3者映射到零件知识和设备知识中,以此分别从零件和设备角度来描述和记录实际的加工过程,并生成用于能耗预测与分析的知识实例库.同时,将预测和分析结果反馈给管理者,从而实现排产计划和工艺方案的有效调整。

图3也反映了3类知识的交互关系.工艺知识是整个知识体系的基础和主体,它将排产计划、工艺方案和产品信息描述后传递给设备知识和零件知识.设备知识和零件知识依据工艺知识所提供的信息指导产品的实际生产,实时跟踪并记录生产进度和能耗信息,将这些信息层层统计并反馈给工艺知识,作为企业的知识实例存储在知识库中。

2.1 工艺知识

离散制造系统本质上是对不同零件进行加工处理并装配,其能量主要集中消耗在零件的加工过程

中.工艺知识主要描述产品的工艺方案,同时结合产品信息、工艺路线和排产计划为设备知识和零件知识提供指导和补充,其描述式为

$$\text{Route} = (\text{Route-ID}, \text{Product-Info}, \text{Part}_1, \text{Part}_2, \dots, \text{Part}_p, \text{Assembly}, \text{Product-EC}).$$

其中:

1) Route-ID表示产品的工艺方案编号。

2) Product-Info描述的是产品的基本信息.它由一个六元组表示,即 $\text{Product-Info} = (\text{Product-ID}, \text{Batch}, \text{Order-Info}, \text{Product-Type}, \text{Specification}, \text{Remark})$.这里:Product-ID为产品编号,Batch为产品的生产批次,Order-Info为订单信息,Product-Type为产品类型;Specification为产品规格,包括产品的具体参数和生产要求;Remark用于记录产品生产的附加要求或条件等。

3) Part为零件信息.其描述式为 $\text{Part}_p = (\text{Part-Info}, \text{Process}_1, \text{Process}_2, \dots, \text{Process}_w, \text{Part-EC})$.这里: $\text{Process}_w = (\text{Process-ID}, \text{Step}_1, \text{Step}_2, \dots, \text{Step}_s, \text{Machine-ID}, \text{Process-Stage}, \text{Process-EC})$.工步用一个三元组表示,即 $\text{Step}_s = (\text{Method}, \text{Parameters}, \text{Step-EC})$,Process-Stage用来反映工序的加工阶段,Part-EC为零件生产的平均能耗。

4) Assembly为产品的装配信息. $\text{Assembly} = (\text{ASSY-Equip}, \text{ASSY-EC})$,即装配设备和耗能。

5) Product-EC为产品生产的平均耗能。

2.2 零件知识

零件知识用于描述零件的基本信息、加工进度和能量消耗,以便实时跟踪每个零件的加工状态和耗能情况.其描述式为

$$\text{Part} = (\text{Part-ID}, \text{Part-Info}, \text{Completed-}P, \text{Incompleted-}P, \text{Part-EC}, \text{Part-State}, \text{Location}).$$

其中:

1) Part-ID表示零件编号.该编号由零件类型号和零件编码号两部分组成。

2) Part-Info为该零件的基本信息,由一个四元组表示,即 $\text{Part-Info} = (\text{Type}, \text{Basic-Tech}, \text{Material}, \text{Part-Stage})$.这里:Type表示零件类型,Basic-Tech表示零件在加工中所使用的基本工艺,Material表示零件的材料,Part-Stage表示零件在未加工前已完成的加工阶段。

3) Completed- P 为零件已经完成工序的集合。

4) Incompleted- P 为零件未完成工序的集合。

5) Part-EC为当前零件加工所消耗的能量.

6) Part-State 表示零件当前的状态, $\text{Part-State} \in \{\text{等待, 加工, 已完成}\}$.

7) Location 为零件当前所在的位置, $\text{Location} \in \{\text{缓冲区编号, 设备编号, 成品库}\}$. 显然, 零件位置与零件状态是一一对应的.

2.3 设备知识

设备知识作为工艺知识的细化, 从加工设备的角度来描述生产过程. 设备知识主要记录设备加工状态及其能耗变化, 其描述式为

$$\text{Machine} = (\text{Machine-ID}, \text{Completed-}T, \text{Incompleted-}T, \text{Machine-State}, \text{Function}).$$

其中:

1) Machine-ID为设备编号, 包括设备类型和设备编号两部分.

2) Completed- T 为加工设备已经完成的任务集, 它包括零件编号、工序编号、工步编号、工步能耗和完工的起止时间.

3) Incompleted- T 为加工设备未完成的任务集, 包括未完成任务的零件编号和对应的工序编号.

4) Machine-State 记录了设备当前的运行状态.

5) Function 是设备功能, 为排产优化提供参考.

3 基于实例的能耗估计

CBR 技术的优点之一, 在于它具有增量学习的特性. 通过实例库的不断扩充和更新, 其性能也不断提高. 用 CBR 技术来预测能耗, 本质上就是通过类比推理来建立实例与预测对象的相似关系, 并基于此计算出预测对象的能耗. 由上述分析可知, 工步能耗是整个制造系统最基本的能耗单元, 故本文主要预测工步的能耗, 其大体流程如图4所示.

当新订单到达时, 首先根据先前的经验确定排产计划和工艺方案; 然后, 根据排产计划、工艺方案和产品信息经过实例检索从当前的知识库中筛选出相似的工步, 进而预测当前产品的生产能耗. 若预测结果满足生产要求, 则投入实际生产; 否则, 调整排产计划和工艺方案并重新预测. 在订单生产完成后, 对该订单产生的数据进行数据预处理, 并记录在数据库中. 根据当前数据库中的数据更新属性重要性, 再更新知识库, 以供后续使用.

3.1 面向能耗的知识实例库构建

从实际生产中获取海量数据之后, 即可利用其中记录的能耗数据构建知识实例库.

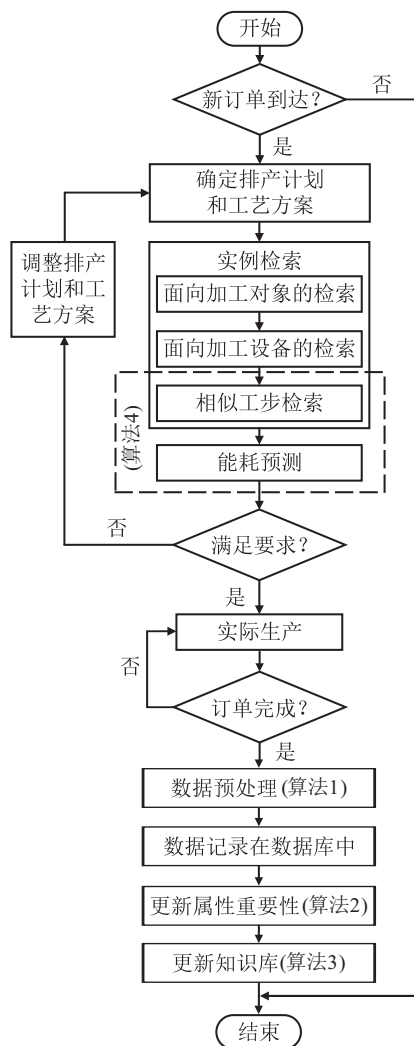


图4 能耗预测流程

3.1.1 实例库层次分析

知识的表现形式有很多种, 例如一阶谓词逻辑、产生式规则、基于实例的知识表示等^[12]. 本文借用粗糙集的基本概念, 将知识转化为决策表的形式, 并取能耗为决策属性, 其他自变量为条件属性. 由上述讨论可知, 离散制造系统的耗能可以分为4层, 因此, 在构建知识实例库时也要体现能耗的层次性.

加工设备实际运行产生的耗能数据在与工艺知识中相关的工步信息和工艺信息结合后形成了工步知识, 即工艺知识中的工步项; 以工步知识为基础, 计算每个工序的耗能, 并记录在工序知识中; 将零件所有工序的耗能相加得到零件层次的能耗; 最后, 考虑装配能耗并计算产品生产的平均总耗能. 4层次的案例库构建实现了不同粒度下生产过程的能耗描述.

3.1.2 数据预处理

知识实例库中的实例直接来自于实际的加工过程, 考虑到产品的批次生产和工艺的大量重复, 知识库中存在很多冗余知识. 为了方便后续知识重用并减少知识库的搜索空间, 有必要剔除冗余.

在剔除冗余之前,为保证模型的精确性,需要先判断能否通过当前的条件属性正确区分决策属性.在本文中,就是判断是否有额外的、对耗能影响较大的条件属性没有考虑到.

算法1 条件属性完备性检验.

Step 1: 按条件属性将实例进行分类.

Step 2: 计算每类中决策属性值的标准差,即

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{n_{\text{cmp}}} \sum_{j=1}^{n_{\text{cmp}}} (v_{d_{ij}} - \bar{v}_{d_i})^2}. \quad (6)$$

其中: n_{cmp} 是类 i 的实例个数; $v_{d_{ij}}$ 是类 i 中第 j 个实例的决策属性,即能耗; $\bar{v}_{d_i}$ 是类 i 的平均能耗.

Step 3: 定义 σ 为 σ_i 的平均值.若 σ 大于阈值,则说明有重要的条件属性没有考虑,需要重新定义条件属性的组成.

在保证精度之后,可将条件属性相同的冗余知识进行简约,能耗量取其平均值.对于同一产品,其最新一次加工所得的知识可以直接覆盖上一次生产加工时记录的知识,从而以此描述机器在持续生产过程中由于磨损等原因而产生的能耗性能的变化.

3.2 属性重要性计算

在离散制造系统的生产过程中,加工能耗受多个因素影响.这些因素中,有数值型变量,如加工参数;有字符型变量,如加工方法、零件材料和加工设备等.本文选择能耗这一数值型变量作为决策属性,故提出一种新的属性重要性计算方法,在同一量纲下实现不同类型条件属性重要性的计算.

算法2 条件属性重要性计算.

Step 1: 将待测属性 c 去除,根据余下的条件属性对实例库中实例重新分类.

Step 2: 对于每一类,由下式量化其能耗波动:

$$I_{ci} = \sqrt{\frac{1}{n_{\text{cond}}} \sum_{j=1}^{n_{\text{cond}}} |v_{d_{ij}} - \bar{v}_{d_i}|^2}. \quad (7)$$

其中: n_{cond} 是类 i 中实例的个数, $v_{d_{ij}}$ 是类 i 中第 j 个实例的能耗值(即决策属性), $\bar{v}_{d_i}$ 是类 i 中所有实例的平均能耗值.

Step 3: 求各类能耗波动的平均值 I_c ,即为该条件属性的重要性.

算法2直接从数值型决策属性入手,若条件属性对结果的影响较大,则去除之后,其能耗波动也大,如加工方法;反之,能耗波动较小,如零件材料.该算法忽略了条件属性本身类型的不同,使字符变量和数值变量在同一量纲下得以直观比较.该算法的缺陷在于不适用于决策属性是字符型的情况.

3.3 知识库更新

实际生产中,离散制造系统会积累海量的能耗知识,大大提高了知识检索和知识重用的时间成本.数据预处理虽然已经剔除了冗余的知识实例,但实例库中依然存在大量高度相似的知识实例,其蕴含的能耗信息也极其相似,在实例重用阶段会导致同一信息的反复利用,从而影响预测精度.知识库更新的目的在于剔除重合度较高的知识,从而在保证预测精度的同时缩小搜索空间,提高能耗预测的效率.

算法3 知识库更新.

Step 1: 对知识库中的知识实例按字符型条件属性进行分类.

Step 2: 在保证字符型条件属性都相同的情况下对加工参数进行归一化处理,通过加权欧氏距离计算知识实例的相异度,即

$$d = \sqrt{\sum_{j=1}^{n_{\text{num}}} (\Delta x_j^2 \alpha_j)}. \quad (8)$$

其中: n_{num} 是加工参数的个数; Δx_j 是加工参数标准化后的差值; α_j 是归一化后的属性重要性, $\sum \alpha_j = 1$.式(8)将不同实例的差异量化,可以直观比较不同实例工步之间的距离.

Step 3: 设定阈值 γ ,若两个实例的相异度小于 γ ,则删除其中一个实例;否则,保留两个实例.

3.4 实例检索

实例检索的目的在于从实例库的海量实例中寻找与预测对象相似的实例.本节从加工对象和加工设备两个层面出发,采用层次实例检索的思想来寻找字符型条件属性相同或相似的知识实例,并提出各层次的相似度量计算化方法,提高实例检索的精度.

3.4.1 面向加工对象的检索

在离散制造系统中,加工过程的描述一般由3个部分组成:排产计划、工艺方案和产品信息.其中:排产计划反映了各工序在加工设备上的安排,工艺方案反映了各个工序所采用的加工方法、加工参数等,而产品信息反映了加工对象的类型、材料等信息.这些信息都会对加工能耗产生直接影响.面向加工对象的检索就是基于加工对象的结构特征、加工特征等从实例库中寻找与待加工工步相似的知识实例,从而保证检索出来的知识实例具有实际参考价值.

加工对象的特征包括零件材料、加工方法、几何特征等.由于是字符型变量,其相似度可由下式求取:

$$s = \begin{cases} 1, & \text{目标零件与实例零件相同;} \\ 0, & \text{目标零件与实例零件不同.} \end{cases} \quad (9)$$

于是,零件相似度为

$$s_{\text{obj}} = \sum_{i=1}^{n_{\text{obj}}} (\beta_i s_i). \quad (10)$$

其中: n_{obj} 是选取的特征个数; β_i 是各特征的属性重要性归一化后的权重系数; 由于 s_i 的量纲一致, 无需归一化处理. 从实例库中选取 $s_{\text{obj}} = 1$ 的实例, 可以保证加工对象的加工性能的一致性, 从而在能耗预测时消除字符型变量对最终结果的影响.

3.4.2 面向加工设备的检索

同一个零件其加工方案不同, 每个工序的加工设备及其能耗也会不同. 在保证加工对象一致的情况下, 还应考虑加工设备的影响.

首先对加工设备进行量化处理, 即获取加工设备的能耗相似表. 设备能耗相似表从能耗的角度将加工设备进行量化, 便于直观比较和处理.

假设系统中共有加工设备 M 个, 任取一个设备 M_{basic} 定义其为基准设备, 其设备相似度定为 $s_{\text{basic}} = 1$. 除加工设备这一属性外, 按其他条件属性对知识实例进行分类, 共分为 C 类, 每类含有 M 个实例. 在每一类中求其他设备 M_l 与基准设备的能耗比值, 即 $r_{cl} = P_l / P_{\text{basic}}$. 其中: r_{cl} 为类 c 中设备 M_l 与 M_{basic} 的比值, P_l 和 P_{basic} 分别是他们对应的能耗. 于是, 设备 M_l 相对于基准设备的能耗相似度为

$$s_{ml} = \frac{1}{C} \sum_{c=1}^C r_{cl}. \quad (11)$$

对于每一个工序, 其选用的加工设备并不固定. 通过计算拟使用加工设备的相似值, 再与其他加工设备进行比较, 就能较为准确地进行面向加工设备的匹配检索. 与传统字符匹配的方法相比, 该方法的优势在于量化后的数值利于直观比较, 且能实现各个设备能耗之间的相互转化计算.

能耗预测时首先选取与拟使用加工设备一致的加工实例, 即设备相似度为 1. 只有在检索得到的实例个数不够的前提下, 才会选取次相似的设备. 因为设备相似度运用到能耗预测时误差较大, 所以只能作

为实例个数不够情况下的补充选择.

3.5 实例重用

所谓实例重用就是将检索出来的实例通过一定的方法应用到新的问题中, 在本文中就是预测新工步的加工耗能. 通过上述面向加工对象和加工设备检索得到的实例和预测对象在工艺和加工方法上具有较高的相似性, 所检索出来的实例消除了字符型变量对预测结果的影响. 本节在上述检索结果中根据加工参数选取与预测对象相似的知识实例. 相较于字符型变量, 数值型变量可直观量化不同取值之间的距离.

算法4 基于实例的工步能耗预测.

Step 1: 对加工参数进行归一化处理, 通过式 (8) 计算它们的相异度;

Step 2: 取相异度最小的 k 个实例作为相似实例集, 由下式计算 k 个实例的权重:

$$\omega_i = \frac{\max\{d_1, d_2, \dots, d_k\} - d_i}{\sum_{i=1}^k (\max\{d_1, d_2, \dots, d_k\} - d_i)}; \quad (12)$$

Step 3: 目标工步的输入功率为

$$v_d = \sum_{i=1}^k (\omega_i v_{d_i}). \quad (13)$$

在确定了目标工步的输入功率之后, 通过加工时间即可得到该工步的切削耗能. 确定了各个工步的能耗之后, 根据能耗层次, 通过式 (2)、(4)、(5) 便可递推出产品生产各个层次的耗能.

4 应用实例

以机械加工过程为例验证本文算法的有效性. 在机械加工过程中, 字符型变量为零件材料、加工方法和刀具. 其中: 零件材料反映了零件自身的切削性能; 加工方法反映了零件加工的工艺要求; 刀具反映了零件加工的精度要求. 选取的数值型变量为切削速度 (v_c)、进给量 (f) 和背吃刀量 (a_p).

本节选取文献 [13-16] 中的机理模型构建知识实例库并进行仿真和分析, 相关参数如表 1 所示.

表 1 应用实例信息

来源	所用设备及加工方法	输入功率模型	备注
文献 [13]	CK60 数控车床 (车削)	$P_i = 376.74 + 11.9v_c + 1.163 \times 10^{-4} \times v_c^2 + 102.96a_p^{0.982}v_c^{0.832}f^{0.856}$	配备华中数控系统; 工件为直径 50 mm 的 45# 热轧钢
文献 [14]	数控车床 (车削)	$P_i = 40.6 + 1.445v_c - 2.7 \times 10^{-5} \times v_c^2 + 3.456a_pv_c^{0.6}f^{0.5}$	工件为直径 50 mm 的 45# 热轧钢
文献 [15]	数控加工中心 (铣削)	$P_i = 90.115 + 24.7287v_c + 7.9157 \times 10^{-3} \times v_c^2 + 1.154a_pv_c f^{0.86}$	刀具为 $\phi 60$ 的高速钢立 铣刀, 齿数为 3
文献 [16]	TC500R 钻铣加工 中心 (铣削)	$P_i = 448 + 2v_c + 8.23 \times 10^{-4} \times v_c^2 + 0.2v_c f + 6.185a_pv_c^{0.723}f^{0.86}$	刀具为 $\phi 16$ 的 3 齿超硬 直柄立铣刀

由表1的输入功率模型通过正交实验法构建实例库. 知识库更新阈值为0.025, 切削速度的取值为{70, 100, 130, 160, 190, 220, 250}, 进给量的取值为{0.1, 0.15, 0.2, 0.25, 0.3}, 背吃刀量的取值为{0.5, 0.8, 1.1, 1.4, 1.7, 2.0}. 正交实验法保证了所有实例在样本空间中均匀分布, 防止实例出现抱团现象从而导致预测精度的不均匀.

4.1 相似实例个数对精度的影响

算法4中相似实例个数 k 直接影响最终的结果. k 值过大, 会带来不必要的计算量; 而 k 值过小, 预测结果就会由最相似的实例决定, 忽略了其他实例的信息. 为了分析 k 值对预测精度的影响, 表2选取5个目标案例作为预测目标, 分析不同 k 值下的预测误差, 结果如图5所示.

表2 模型分析的目标案例数据

目标案例	$v_c/(m/min)$	$f/(mm/r)$	a_p/mm
1	120	0.15	1
2	160	0.2	0.6
3	200	0.25	1.5
4	220	0.22	1.7
5	150	0.16	1.8

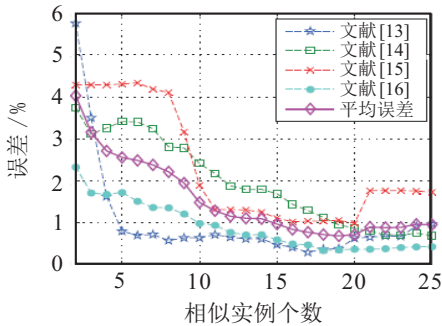


图5 误差随相似实例数变化曲线

由图5可知, 随着 k 值的增大, 误差也随之减小. 但是, 当 k 值增加到一定程度后, 误差的变化趋于稳定. 因此, 在精度允许的情况下, 选取 $k = 12$ 较为合适. 在实际应用时, 需要通过类似的测试, 选取最佳的相似实例个数.

4.2 精度验证

在表1构建的实例库中, 通过算法2计算3个加工参数的重要性, 结果如表3所示. 由此可见, 切削速度对输入功率的影响最大, 进给量与背吃刀量的影响相当, 与实际情况吻合.

表4~表6表示了当切削速度、进给量和背吃刀量变化时, 预测的能耗与实际能耗的误差变化. 从中可以看出, 无论参数如何变化, 只要待预测的加工参数落在样本空间内, 就能够获得良好的预测结果.

4.3 本文算法与其他算法的比较

为了验证本文算法的性能, 将该算法与Zhou等[17]所提出的融合模糊粗糙集的CBR算法、Wang等[18]所提出的基于相关系数的CBR算法进行比较. 比较中, 3种算法均采用4.2节中所使用的实例库, 并以表2的5组目标案例作为比较对象. 不失一般性, 本文算法取 $k = 12$; 文献[17]算法的参数设置为: $\lambda_{c_i} = 2/3$, $SIM_{yz}^{(i)} = 1 - 0.025i$, $b^{(i)} = 12$, $\omega = 6$; 文献[18]算法取 $k = 12$.

表3是3种算法计算的属性重要性. 本文算法直接根据决策属性(输入功率)的波动计算各属性的重要性; 文献[17]则采用模糊粗糙集的方法计算属性的分类能力, 以此确定属性重要性; 文献[18]根据相关系数来判断条件属性对决策属性的影响. 从表3中可以看出, 3种方法的计算结果基本保持一致, 说明3种方法都有一定的合理性.

表7为3种算法对5组目标案例的预测误差. 可以看出, 3种算法中本文算法的适用性更强, 结果也更好. 当然, 文献[17]算法主要应用于研磨过程的软测量, 所以对于某些属性缺失的情况具有更好的效果和鲁棒性; 而文献[18]算法主要应用于抛光处理中针对期望输出的参数优化.

为了比较3种算法的效率, 记录了3种算法的平均时间. 不失一般性, 算法时间包括CBR算法的全部流程. 结果表明, 文献[17]的算法平均时间为0.19 s, 文献[18]的算法和本文算法均为0.09 s. 由此可知, 3种算法的运算速度都较快, 算法效率相当.

表3 3种算法属性重要性的比较

加工参数	文献[13]的模型			文献[14]的模型			文献[15]的模型			文献[16]的模型		
	文献[17]	文献[18]	本文	文献[17]	文献[18]	本文	文献[17]	文献[18]	本文	文献[17]	文献[18]	本文
v_c	0.508 7	0.621 4	0.477 6	0.976 8	0.966 9	0.803 0	1	0.999 7	0.975 7	0.878 7	0.937 4	0.733 7
f	0.188 9	0.138 8	0.225 8	0	0.005 7	0.061 7	0	0.000 1	0.010 4	0.033 5	0.023 9	0.117 2
a_p	0.302 3	0.239 8	0.296 7	0.023 2	0.027 4	0.135 3	0	0.000 2	0.013 9	0.087 9	0.038 7	0.149 1

表4 不同切削速度下的误差变化

v_c (m/min)	文献[13]的模型			文献[14]的模型			文献[15]的模型			文献[16]的模型		
	$P_{\text{预测}}$	$P_{\text{实际}}$	$E/\%$	$P_{\text{预测}}$	$P_{\text{实际}}$	$E/\%$	$P_{\text{预测}}$	$P_{\text{实际}}$	$E/\%$	$P_{\text{预测}}$	$P_{\text{实际}}$	$E/\%$
75	3 055.5	2 969	2.91	174.74	183	4.51	2 188.8	2 029	7.88	664.67	674	1.38
105	3 878.8	3 876	0.07	225.59	234	3.59	2 879.7	2 829	1.79	749.25	759	1.28
135	4 761.4	4 757	0.09	275.76	284	2.90	3 684.3	3 644	1.11	834.16	844	1.17
165	5 624.8	5 618	0.12	325.35	334	2.59	4 503.5	4 473	0.68	919.05	929	1.07
195	6 472.6	6 465	0.12	374.31	383	2.27	5 337.1	5 316	0.40	1004.7	1015	1.02
225	7 308.2	7 299	0.13	422.75	431	1.91	6 184.6	6 173	0.19	1091.2	1101	0.89

注: $f = 0.25 \text{ mm/r}$, $a_p = 1.5 \text{ mm}$, $k = 12$.

表5 不同进给量下的误差变化

f (mm/r)	文献[13]的模型			文献[14]的模型			文献[15]的模型			文献[16]的模型		
	$P_{\text{预测}}$	$P_{\text{实际}}$	$E/\%$	$P_{\text{预测}}$	$P_{\text{实际}}$	$E/\%$	$P_{\text{预测}}$	$P_{\text{实际}}$	$E/\%$	$P_{\text{预测}}$	$P_{\text{实际}}$	$E/\%$
0.12	3 360.3	3 358	0.07	263.01	261	0.77	3 456.5	3 475	0.53	782.03	781	0.13
0.17	3 861.2	3 856	0.13	267.00	268	0.37	3 456.8	3 488	0.89	798.70	800	0.16
0.22	4 340.4	4 333	0.17	272.54	273	0.17	3 457.5	3 500	1.21	817.36	819	0.20
0.27	4 803.8	4 794	0.20	276.74	278	0.45	3 458.8	3 512	1.51	834.94	837	0.25

注: $v_c = 130 \text{ m/min}$, $a_p = 1.5 \text{ mm}$, $k = 12$.

表6 不同背吃刀量下的误差变化

a_p (mm/r)	文献[13]的模型			文献[14]的模型			文献[15]的模型			文献[16]的模型		
	$P_{\text{预测}}$	$P_{\text{实际}}$	$E/\%$	$P_{\text{预测}}$	$P_{\text{实际}}$	$E/\%$	$P_{\text{预测}}$	$P_{\text{实际}}$	$E/\%$	$P_{\text{预测}}$	$P_{\text{实际}}$	$E/\%$
0.7	3 184.0	3 196	0.38	251.46	250	0.58	3 458.4	3 470	0.33	777.82	776	0.23
1.0	3 716.3	3 729	0.34	260.51	260	0.20	3 458.3	3 484	0.74	796.32	796	0.04
1.3	4 245.5	4 239	0.15	270.00	270	0.00	3 458.3	3 498	1.14	816.62	816	0.08
1.6	4 772.3	4 787	0.31	279.46	279	0.16	3 458.3	3 511	1.50	836.74	836	0.09
1.9	5 266.0	5 313	0.88	285.29	289	1.28	3 458.3	3 525	1.89	852.56	856	0.40

注: $v_c = 30 \text{ m/min}$, $f = 0.25 \text{ mm/r}$, $k = 12$.

表7 3种算法预测误差比较

%

目标 案例	文献[13]的模型			文献[14]的模型			文献[15]的模型			文献[16]的模型		
	文献[17]	文献[18]	本文	文献[17]	文献[18]	本文	文献[17]	文献[18]	本文	文献[17]	文献[18]	本文
1	10.67	0.60	0.73	0.42	7.12	3.60	7.81	8.42	2.13	4.03	3.46	1.27
2	10.43	1.37	1.14	2.75	0.16	0.27	0.35	0.06	0.11	0.51	0.53	0.38
3	0.26	0.50	0.40	16.37	4.82	2.29	0.71	5.23	0.10	8.16	2.96	1.03
4	4.33	0.32	0.32	13.11	0.02	0.06	1.66	0.02	1.41	6.85	0.11	0.03
5	3.90	1.29	0.67	7.82	5.40	3.16	5.44	6.80	2.80	0.12	2.88	1.11
平均误差	5.915	0.810 1	0.650 4	8.094	3.506	1.877	3.194	4.106	1.310	3.934	1.989	0.764 1

5 结 论

知识化是制造业信息化和智能化之后的又一个必然趋势. 为解决制造过程中海量数据难以有效管理和重用、面向能耗的机理模型技术要求高且难以实现等问题, 本文提出了面向能耗的知识模型, 并基于层次实例检索方法和实例推理技术提出了数据驱动的通用能耗预测算法. 该知识模型将有关能耗的

知识进行了统一的表述和关联, 并通过工艺知识、设备知识和零件知识三类知识从点到面地记录了生产过程中的能耗信息, 使得耗能数据的记录更具有针对性. 同时, 通过各个层次的相似度匹配和CBR技术的运用, 通用能耗预测算法能够有效地预测加工过程中的耗能. 该预测算法相较于机理方法使用难度小, 易于实现; 而且还同时考虑了字符型变量和数值型变

量,具有很强的实际效果.但是,该算法的劣势在于对知识实例库中的数据量过分依赖.另外,相似实例集中的实例个数 k 的快速选取也是一个有待研究的问题.

参考文献(References)

- [1] 国家统计局. 中国能源统计年鉴2017[M]. 北京: 中国统计出版社, 2017: 58-92.
(Department of Energy Statistics. China energy statistical yearbook 2017[M]. Beijing: China Statistics Press, 2017: 58-92.)
- [2] 艾兴, 肖诗纲. 切削用量简明手册[M]. 北京: 机械工业出版社, 1994: 29-37.
(Ai X, Xiao S G. A brief manual for cutting parameters[M]. Beijing: China Machine Press, 1994: 29-37.)
- [3] O'Driscoll E, Kelly K, O'Donnell G E. Intelligent energy based status identification as a platform for improvement of machine tool efficiency and effectiveness[J]. J of Cleaner Production, 2015, 105: 184-195.
- [4] Guo Y, Duflou J R, Qian J, et al. An operation-mode based simulation approach to enhance the energy conservation of machine tools[J]. J of Cleaner Production, 2015, 101: 348-359.
- [5] Lv J, Tang R, Jia S, et al. Experimental study on energy consumption of computer numerical control machine tools[J]. J of Cleaner Production, 2016, 112: 3864-3874.
- [6] Xie N, Duan M, Chinnam R B, et al. An energy modeling and evaluation approach for machine tools using generalized stochastic Petri nets[J]. J of Cleaner Production, 2015, 113: 523-531.
- [7] 贾顺, 唐任仲, 吕景祥. 基于动素的切削功率建模方法及其在车外圆中的应用[J]. 计算机集成制造系统, 2013, 19(5): 1015-1024.
(Jia S, Tang R Z, Lv J X. Therblig-based modeling methodology for cutting power and its application in external turning[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2013, 19(5): 1015-1024.)
- [8] 宫运启. 基于知识的大型机电产品制造能耗模型及预测的研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学机电工程学院, 2009.
(Gong Y Q. Research on model and prediction of energy consumption in manufacturing process of large-scale mechanical product based on knowledge[D]. Harbin: School of Mechatronics Engineering, Harbin Institute of Technology, 2009.)
- [9] Kara S, Li W. Unit process energy consumption models for material removal processes[J]. CIRP Annals — Manufacturing Technology, 2011, 60(1): 37-40.
- [10] Garg A, Lam J S L, Gao L. Energy conservation in manufacturing operations: Modelling the milling process by a new complexity-based evolutionary approach[J]. J of Cleaner Production, 2015, 108: 34-45.
- [11] Kant G, Sangwan K S. Prediction and optimization of machining parameters for minimizing power consumption and surface roughness in machining[J]. J of Cleaner Production, 2014, 83: 151-164.
- [12] 刘骄剑. 面向复杂产品网络化制造的知识集成与应用关键技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学机电学院, 2012.
(Liu J J. Research on key technologies of knowledge integration and application supporting networked manufacturing for complex products[D]. Nanjing: College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2012.)
- [13] 周志恒, 张超勇, 谢阳, 等. 数控车床切削参数的能量效率优化[J]. 计算机集成制造系统, 2015, 21(9): 2410-2418.
(Zhou Z H, Zhang C Y, Xie Y, et al. Cutting parameters optimization for processing energy and efficiency in CNC lathe[J]. Computer Integrated Manufacturing System, 2015, 21(9): 2410-2418.)
- [14] 李聪波, 崔龙国, 刘飞, 等. 面向高效低碳的数控加工参数多目标优化模型[J]. 机械工程学报, 2013, 49(9): 87-96.
(Li C B, Cui L G, Liu F, et al. Multi-objective NC machining parameters optimization model for high efficiency and low carbon[J]. J of Mechanical Engineering, 2013, 49(9): 87-96.)
- [15] 胡狄, 张华, 鄢威, 等. 面向节能优化的数控铣削参数优化方法研究[J]. 机械设计与制造, 2015(8): 110-113.
(Hu D, Zhang H, Yan W, et al. Method research on milling parameters of NC machining for energy consumption optimization[J]. Machinery Design & Manufacture, 2015(8): 110-113.)
- [16] 黄拯滔, 杨杰, 张超勇, 等. 面向能耗的数控铣削过程建模与参数优化[J]. 中国机械工程, 2016, 27(18): 2524-2532.
(Huang Z T, Yang J, Zhang C Y, et al. Energy-oriented CNC milling process modelling and parameter optimization[J]. China Mechanical Engineering, 2016, 27(18): 2524-2532.)
- [17] Zhou P, Lu S W, Chai T. Data-driven soft-sensor modeling for product quality estimation using case-based reasoning and fuzzy-similarity rough sets[J]. IEEE Trans on Automation Science & Engineering, 2014, 11(4): 992-1003.
- [18] Wang G, Zhou X, Liu J, et al. Polishing process planning based on fuzzy theory and case-based reasoning[J]. Int J of Advanced Manufacturing Technology, 2017, 90(1-4): 907-915.

(责任编辑: 李君玲)