

支持向量回归在不确定面向订单装配环境下交货期预测中的应用

孙德广^{1,2*}, 史海波¹, 刘昶¹

(1. 中国科学院 沈阳自动化研究所, 沈阳 110016; 2. 中国科学院大学, 北京 100049)

(* 通信作者电子邮箱 bathsun@126.com)

摘要:针对面向订单装配(ATO)生产环境,如何根据订单信息、生产系统特性快速地估算出准确、可靠的交货期问题,在分析不确定性要素对交货期影响机制的基础上,构建了订单交货期预测模型。模型参数包括三个部分:订单上线时间、装配周期和异常拖期。订单上线时间基于零部件、生产能力的可用性,订单装配周期和异常拖期采用基于实际生产历史数据的支持向量回归(SVR)方法进行预测。案例研究表明该模型预测结果与实际交货期接近,可以用于指导订单交货期协商。

关键词:不确定性;面向订单装配;交货期预测;支持向量回归

中图分类号: TP31 **文献标志码:** A

Application of support vector regression in prediction of due date under uncertain assemble-to-order environment

SUN Dechang^{1,2*}, SHI Haibo¹, LIU Chang¹

(1. Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang Liaoning 110016, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: For the issue of how to quickly estimate the accurate, reliable due date according to the order information and the features of the production system in Assembly To Order (ATO), a due date prediction model was constructed based on the influential mechanism analysis of the uncertainty factors. The model parameters included three parts: order release time, assembly cycle time and abnormal tardiness. Order release time was based on the availability of materials and production capacity. The assembly cycle time and abnormal tardiness were predicted by using Support Vector Regression (SVR) method based on actual production history data. The case study shows that the predicted results of the model are close to actual due date and it can be used to guide the order's delivery time consultation.

Key words: uncertainty; Assembly To Order (ATO); due date prediction; Support Vector Regression (SVR)

0 引言

交货期是一个与时间相关的重要数据,不仅是企业生产计划与控制的重要参数,也是度量企业运营水平的关键指标。交货期与企业采取的生产方式密切相关。按照订单分离点,库存式(Make-to-Stock, MTS)生产模式下,客户需求直接从企业成品库存得到满足,交货期可以认为是零;面向订单装配(Assembly-to-Order, ATO)生产模式下,订单零部件需求从库存得到满足,订单产品必须经过必要的装配过程,待产品完工后才能交付;面向订单制造(Make-to-Order, MTO)生产模式下,订单零部件部分(通用件)通过库存满足,部分(定制件)需要进行制造满足,订单产品需在零部件需求满足的基础上经过装配完工后进行交付;面向订单设计(Engineering-to-Order, ETO)生产模式下,由于在订单确认后才进行产品设计,零部件生产、采购,产成品装配,生产周期最长。综合而言,ATO生产系统既能够减少成品库存,又具有较短的交付周期,同时能够满足客户的定制化需求,因而广泛应用于产品进行模块化设计与生产的汽车、电子、半导体等行业。

关于交货期的研究有两个视角,一个是从客户的角度,当订单到达时,根据订单特性、企业可用资源对交货期进行协商;另一个是从车间管理的角度,与生产计划、调度相关,目标

是优化生产过程,提高生产效率^[1-2]。文献[4]对交货期设置的经验方法进行了综述,主要包括简单方法,如固定值(Constant, CON)和随机值(Random, RDM);基于到达订单信息的方法,如总加工时间(Total Work, TWK)、加工时间加松弛(Slack, SLK)、工序数量(Number of Operations, NOP)和加工时间加等待时间(Processing Plus Wait, PPW);基于系统和订单信息的方法,如队列中工件(Jobs in Queue, JIQ)和系统中工件(Jobs in System, JIS)。文献[4]对交货期设置与生产调度之间的关系进行了综述,主要是在调度目标函数中涉及到与交货期相关的提前/拖期问题;并给出了单机、并行机环境下,平均绝对偏差(Mean Absolute Deviation, MAD)、加权绝对偏差和(Weighted Sum of Absolute Deviation, WSAD)、加权提前/拖期和(Total Weighted Earliness and Tardiness, TWET)与平均方差(Mean Squared Deviation, MSD)指标下,生产调度序列与交货期优化的目标函数。随着理论与计算技术的发展,近些年出现的新的交货期设置方法有解析法和智能方法,前者如数学规划^[5]、排队论^[6]和马尔可夫链^[7-8]等;后者如专家系统^[9]、数据挖掘^[10]和神经网络^[11-12]等。

上述交货期设置方法有各自的优缺点:经验方法优点在于生产实践中便于使用,缺点是相关参数难以确定;解析方法

收稿日期:2013-03-05;修回日期:2013-05-06。 基金项目:国家科技重大专项(2011ZX02601-006)。

作者简介:孙德广(1976-),男,河南兰考人,工程师,博士研究生,主要研究方向:制造执行系统、生产计划与控制、先进制造系统;史海波(1966-),男,浙江宁波人,研究员,博士生导师,博士,主要研究方向:制造业信息化、制造执行系统;刘昶(1973-),女,辽宁辽阳人,副研究员,博士,主要研究方向:制造过程建模与仿真、生产调度、生产优化。

的优点是能够找到确定的优化解,缺点是难以应用于大规模问题,因为即便是小规模应用也大多都是 NP 难问题;智能方法有效规避了上述两种方法的缺点,其缺点在于往往需要大量训练样本数据的支持。本文采用支持向量回归方法用于交货期的预测,该方法基于统计学习理论,以结构风险最小化为优化目标,并将优化目标转化为二次规划问题,因为二次规划从理论讲,根据库克-塔恩条件总存在最优解,保证了方法的优越性;同时,预测采用的样本数据来源于历史的底层现场数据,使预测结果更符合实际生产情景。

1 支持向量回归原理

支持向量源于 20 世纪 60 年代 Vapnik 和 Chervonenkis 发展的统计学习理论(也称为 VC 理论)。支持向量机最初的研究是在 AT&T 贝尔实验室,目标是用于光学字符识别(Optical Character Recognition, OCR),属于分类方法,后用于回归和时间序列预测,成为当前最为活跃的研究领域^[13],近年来还用于聚类分析。

支持向量回归的基本思想是通过非线性映射将输入数据映射到高维特征空间,然后在高维特征空间进行线性回归。其中具有代表性的两种支持向量回归方法分别是 ε -SVR 和 ν -SVR^[14],下面主要对 ε -SVR 进行介绍。

给定数据集: $X = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_l, y_l)\}$, $x_i \in \mathbf{R}^n$ 是输入向量, $y_i \in \mathbf{R}$ 是输出值, l 是样本数量。假设这些样本数据相互独立,且服从某种分布 $P(x, y)$, 那么数据回归的目标就是找到一个函数,最小化期望风险:

$$R[f] = \int c(x, y, f) dP(x, y) \quad (1)$$

其中 $c(x, y, f)$ 为基于数据集 X 的损失函数。由于并不知道分布函数 $P(x, y)$, 所以只能根据数据集估计函数替代积分,并最小化期望风险,这就是所谓的经验风险函数:

$$R_{\text{emp}}[f] := \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l c(x_i, y_i, f(x_i)) \quad (2)$$

但是经验风险最小化容易引起过拟合和过学习问题,于是提出 ε 不敏感的损失函数如下:

$$|\xi|_{\varepsilon} = \begin{cases} 0, & |\xi| \leq \varepsilon \\ |\xi| - \varepsilon, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

则 ε -SVR 问题表述为下面的优化问题:

$$\min \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \quad (4)$$

$$\begin{aligned} \text{s. t.} \quad & (\mathbf{w}^T \varphi(x_i) + b) - y_i \leq \varepsilon + \xi_i \\ & y_i - (\mathbf{w}^T \varphi(x_i) + b) \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ & \xi_i, \xi_i^* \geq 0, i = 1, 2, \dots, l \end{aligned}$$

其对偶形式为:

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} (\mathbf{a} - \mathbf{a}^*)^T Q (\mathbf{a} - \mathbf{a}^*) + \\ & \varepsilon \sum_{i=1}^l (\mathbf{a}_i - \mathbf{a}_i^*) + \sum_{i=1}^l y_i (\mathbf{a}_i - \mathbf{a}_i^*) \end{aligned} \quad (5)$$

$$\text{s. t.} \quad \sum_{i=1}^l (\mathbf{a} - \mathbf{a}^*) = 0$$

$$0 \leq \mathbf{a}_i, \mathbf{a}_i^* \leq C, i = 1, 2, \dots, l$$

其中 $Q_{ij} = K(x_i, x_j) \equiv \varphi(x_i)^T \varphi(x_j)$ 。

则回归函数为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\mathbf{a}_i - \mathbf{a}_i^*) K(x_i, x) + b \quad (6)$$

其中 $K(x_i, x)$ 为核函数。根据 Mercer 定理,主要的核函数有多项式、径向基和 Sigmoid 核函数,实践中常用的为径向基函数,即高斯函数的变体: $k(x, x_i) = \exp(-\gamma \|x - x_i\|^2)$, 则回归函数重新表述为

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\mathbf{a}_i - \mathbf{a}_i^*) \exp(-\gamma \|x - x_i\|^2) + b \quad (7)$$

这样数据集 X 中的点,要么包含在损失函数中,要么存在误差 ξ, ξ^* 。最后通过最小化误差避免了欠拟合和过拟合现象,因此支持向量回归具有更好的泛化能力。在 ε -SVR 训练中需求确定的参数为惩罚参数 C 、损失函数 ε 和核函数中的 γ 。需要说明的是,在第 3 章的参数寻优时, C 与 c 对应, ε 与 p 对应, γ 与 g 对应。

2 ATO 环境不确定性分析及交货期模型

2.1 ATO 环境不确定性分析

典型的 ATO 生产系统由两部分组成,即零部件生产/采购和产成品装配。零部件生产/采购有销售预测驱动,是推式生产;产成品装配由实际的客户订单驱动,是拉式生产。因此,ATO 生产系统是推/拉相结合的混合生产系统,如图 1 所示。

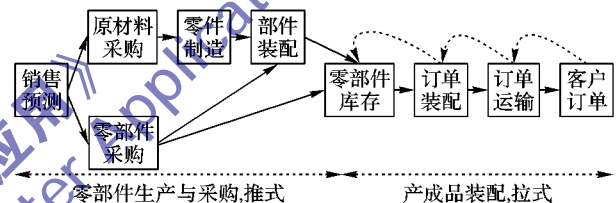


图1 推拉结合的 ATO 生产系统

ATO 生产企业不再拥有严格意义上的产成品库存,只拥有零部件库存。企业为减少零部件库存及厂内物流成本,常常根据最终产品装配进度来安排零部件生产进度和采购到货日期。这就需要零部件供应必须保持稳定,但受现实环境的制约,存在诸多不确定要素。这些要素可根据其存在方式分为环境不确定性和系统不确定性^[15]。环境不确定性指企业外部因素,受企业控制较弱。进一步分为需求不确定性和供应不确定性。需求不确定性如:客户订单数量、订单产品及配置、订单产品数量、订单交货期以及以上订单要素的变更等;供应不确定性如:采购订单提前期、时间、数量、质量、运输毁损和产品规格等。系统不确定性指企业内部因素,受企业控制较强,如:设备非计划宕机、计划变更、技术变更、工艺变更、质量问题、库存准确性、员工缺勤和员工技术短缺等。上述要素综合起来,对订单交付的影响可分为物料、人员、机器和质量四个方面,详见图 2。

在上述的不确定性因素中,一些因素是可以量化的,如生产订单的数量、产品加工工序数量和工序工时等。另一些很难进行量化,往往是综合多种要素,共同表现为一个变量,如库存准确性、供应稳定性诸多要素共同表现为物料可用性;人员能力、机器能力共同表现为生产能力可用性;质量问题、技术问题、工艺问题共同表现为制造过程异常等。在生产与管理实践中,常常根据历史数据,使用仿真、回归、拟合等分析方法处理。

2.2 交货期模型

采用 ATO 生产模式的企业,按订单流程分为以下几个阶段:订单收集、订单承诺、订单准备和产品装配。订单收集是指通过网站、邮件、电话、传真等多种途径在一定时间间隔内

将客户需求收集起来,并录入系统,这一过程往往伴随着对订单的初步审核,如销售政策、产品技术规格等。订单承诺是对合格的客户订单,根据企业可用资源(物料、生产能力)针对客户在数量、交货期的要求给予答复,如果与客户协商一致,则确定订单。订单准备是根据订单所需要的资源(物料、生产能力、技术、工艺)做相应产前准备的时间,与资源达到可

用状态的时间长短相关,做好产前准备的订单进行上线投产,根据订单大小与生产能力,可能需要持续投产多天。产品装配指根据订单产品、产品配置按照既定工艺路线进行组装的过程。装配过程中,受零部件质量、装配质量、物料缺失、设备维修等异常事件影响,加工进度不能按既定计划进行,导致完工拖期,如图 3 订单履行流程。

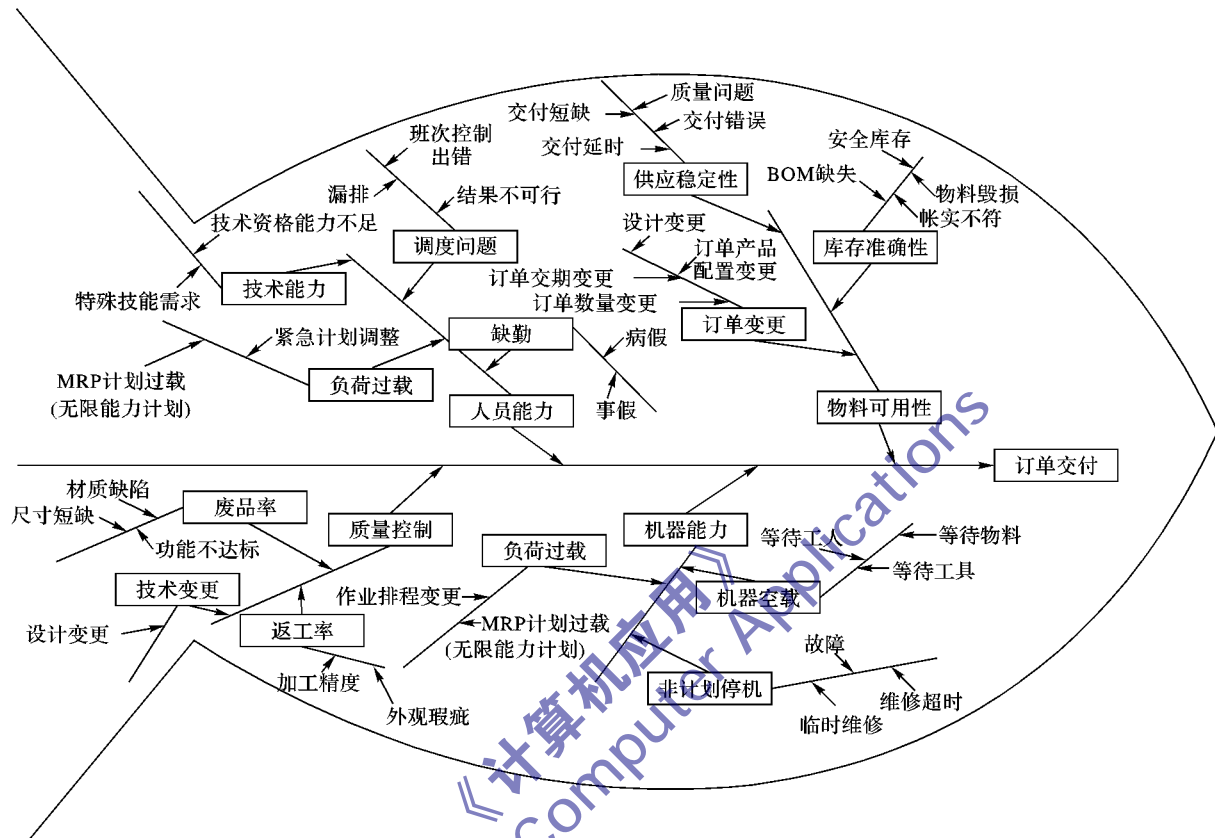


图2 不确定性要素对订单交付的影响机制

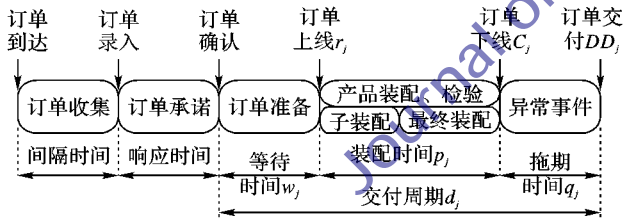


图3 订单履行流程

如图3所示,在作订单承诺时,对订单 j ,交货周期 d_j 包括三部分:即订单准备时间 r_j ,决定了订单上线日期;订单装配周期 p_j ;异常事件导致的拖期 q_j 。三者共同决定了订单交付时间 DD_j 。因此交货期计算公式如下:

$$DD_j = r_j + p_j + q_j$$

(8)

在式(8)中,影响 r_j 的要素主要是零部件可用性和生产能力可用性,零部件可用性包括零部件库存、采购周期和制造周期等,生产能力可用性主要指核定生产能力与前期已承诺的订单占用的生产能力之差。在零部件满足订单的基础上,根据生产能力负荷状态,最终决定订单上线日期。影响 p_j 的要素主要包括订单大小、决定连续投产天数、订单产品的工艺路线,以及工艺路线中工序数量、工序工时。影响 q_j 的是各种异常事件,如装配质量、技术异常、物料缺失、员工短缺等导致不能按额定装配周期交付产品。本文采用支持向量回归方法通过对历史数据的分析,预测 p_j, q_j 的值,从而确定交货期 DD_j 。

3 案例研究

某采取ATO生产模式的汽车生产企业,为对生产过程进行控制,企业已上线运行制造执行系统(Manufacturing Execute System, MES),积累了大量历史数据。但企业订单承诺时,制定的交货期总是时紧时松,时而导致成品库存占压,时而导致不能按时交付。在对各个环节进行分析之后,发现由于制造过程中的诸多不确定因素,导致实际装配周期与经验方法预估的装配周期差别较大,因而采用对生产历史数据进行分析,来确定装配周期以及异常事件导致的拖期。MES提供的原始记录形式为每辆车在每道工序的开工、完工时间,每辆车在装配过程中异常事件发生时间、处理结束时间等原始数据,格式如表1、2所示。

表1 加工工序原始数据格式			
车辆VIN码	工序编码	开工时间	完工时间
XXX	XX	yy-mm-dd hh:mm	yy-mm-dd hh:mm

表2 异常事件原始数据格式			
车辆VIN码	异常编码	发生时间	结束时间
XXX	XX	yy-mm-dd hh:mm	yy-mm-dd hh:mm

在MES数据库中,存在车辆VIN编码与生产订单、客户订单的对应关系。如果客户订单只包含一辆车,则该车辆的

第一道工序的开工时间与最后一道工序的完工时间的差即为订单的装配周期;每道工序的开工时间与完工时间的差为该订单每道工序的工时。如果订单包含有多辆车,则该订单第一辆上线的车的开工时间与最后一辆下线的车的完工时间的差为订单的装配周期;工序工时为每一辆车在每道工序加工时间的均值。影响装配周期的其他要素为订单数量和订单工序数量。对于异常数据,同样按照车辆与客户订单的对应关系,建立起每个订单在整个装配周期中发生的异常,及每个异常的处理时间;异常导致的拖期时间采用实际完工时间与经验值之差。经过对某一个月的数据进行分析 and 整理,共 200 个客户订单,41 道工序,10 种异常情况。需要说明的是,订单数量、工序数量没有量纲,工序工时为分钟,装配周期为天,异常因素为小时,拖期时间为天。样本记录如表 3 所示。

表 3 原始数据处理后格式及样本示例

订单序号	订单数量	工序数量	工序1 工时	...	工序41 工时	装配周 期/d	异常 因素1	...	异常 因素12	异常拖 期/d
1	1	35	21	...	1288	7	1.5	...	3.1	0
2	1	35	57	...	1410	7	0.9	...	2.5	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
200	75	41	28	...	1810	15	47.5	...	14.8	3

3.1 实验环境

针对表 3,目标是要分别回归出订单装配周期与订单数量、工序数量和工序工时的关系,以及拖期时间与异常因素的关系。实验采用支持向量机回归的方法,实验环境为:硬件采用 IBM System X3650 服务器,四颗 1.87 GHz 四核至强处理器,16 GB 内存,Windows 2003 Server 操作系统;Python2.7.3 编译环境,gnuplot4.62 绘图软件,LIBSVM3.12 支持向量机软件包^[16]。

3.2 实验步骤

1)数据格式化处理:数据格式化是对表 3 的数据整理成为支持向量机软件能够识别的格式文件。因为对装配周期和拖期时间要分别预测,所以要将表 3 的数据分为两个文件。

2)数据归一化处理:数据归一化是指将数据限定在一定范围内,主要是为了方便数据运算,有利于支持向量机参数寻优和模型训练时提高收敛速度。本实验将数据归一化在(0,1]区间。

3)参数寻优:针对所有的样本数据,采用 5 折交叉验证和网格搜索算法,对 ε -SVR 的参数进行寻优。装配周期支持向量回归参数寻优结果为: $c = 2048.0$, $g = 0.00390625$, $p = 0.0078125$;拖期支持向量回归参数寻优结果为: $c = 1024.0$, $g = 0.001953125$, $p = 0.00390625$ 。

4)模型训练:分别将装配周期与异常拖期样本数据分为 160 个回归模型训练样本,40 个为预测样本,根据第 3)步得到的参数对训练样本进行模型回归训练。

5)数据预测:根据第 4)步得到的回归模型分别对装配周期、异常拖期测试数据进行预测。

3.3 模型预测结果及分析

测试样本的装配周期与拖期预测值分别见表 4 第 2 列与第 3 列,由于预测值是精确到小数点后 4 位的实数,所以首先对预测值进行取整;预测完工周期则为装配周期与拖期预测值的和,见第 4 列。分别与实际拖期、装配周期和完工周期作比较:装配周期最大偏差为 3 d,拖期预测偏差为 1 d,完工周期偏差为 3 d,而且所占的数量非常小,仅有 1 个订单。

对预测数据准确率进行统计,拖期预测准确率为

82.5%,装配周期预测准确率为 80%,完工周期预测准确率为 62.5%,考虑到 1 d 容差,准确率则为 75%,这在实践管理中是完全可以接受的。

表 4 预测数据统计

订单 编号	装配 周期 预测 值	拖期 预测 值	完工 周期 预测 值	实际 装配 周期	实际 拖期	实际 完工 周期	装配 周期 预测 偏差	拖期 预测 偏差	完工 周期 偏差
161	12	1	13	12	0	12	0	1	1
162	9	2	11	7	2	9	2	0	2
163	16	0	16	16	0	16	0	0	0
164	14	1	15	14	0	14	0	1	1
165	8	0	8	8	0	8	0	0	0
166	15	0	15	15	0	15	0	0	0
167	21	1	22	20	1	21	1	0	1
168	15	0	15	15	0	15	0	0	0
169	9	0	9	9	0	9	0	0	0
170	10	0	10	10	0	10	0	0	0
171	15	0	15	15	0	15	0	0	0
172	18	1	19	18	0	18	0	1	1
173	13	0	13	13	0	13	0	0	0
174	12	1	13	12	0	12	0	1	1
175	18	0	18	18	0	18	0	0	0
176	10	2	12	8	2	10	2	0	2
177	7	0	7	7	0	7	0	0	0
178	10	1	11	10	0	10	0	1	1
179	11	0	11	11	0	11	0	0	0
180	12	0	12	12	0	12	0	0	0
181	12	0	12	13	0	13	1	0	1
182	18	3	21	15	3	18	3	0	3
183	9	2	11	7	2	9	2	0	2
184	11	0	11	11	0	11	0	0	0
185	10	2	12	8	2	10	2	0	2
186	11	0	11	11	0	11	0	0	0
187	10	1	11	10	0	10	0	1	1
188	8	0	8	8	0	8	0	0	0
189	14	0	14	14	0	14	0	0	0
190	13	0	13	13	0	13	0	0	0
191	11	0	11	11	0	11	0	0	0
192	8	0	8	8	0	8	0	0	0
193	10	1	11	10	0	10	0	1	1
194	10	0	10	10	0	10	0	0	0
195	12	0	12	12	0	12	0	0	0
196	16	0	16	16	0	16	0	0	0
197	18	1	19	17	1	18	1	0	1
198	11	0	11	11	0	11	0	0	0
199	22	1	23	21	1	22	1	0	1
200	8	0	8	8	0	8	0	0	0

4 结语

本文依据 ATO 环境下订单履行流程,构建了订单交货期模型。针对模型参数的核定,提出了基于支持向量回归的预测方法。预测样本数据来源于历史实际生产现场数据,样本中特征要素的选择基于对生产环境不确定性分析。案例研究表明,这种基于底层、历史生产数据的预测方法,能更快速地估算出准确、可靠的交货期,进而在订单承诺阶段辅助企业与客户进行协商,有助于提高 ATO 生产企业的订单响应速度、

(下转第 2386 页)

5 结语

本文提出了一种新型的音乐情感识别方法,采用小波变换的 Mallat 算法,实现了音乐粗情感域中的分类识别。这种基于 Mallat 算法的方法克服了高低频分辨率不平衡的缺点,并且提高了信号提取的抗扰能力,用简单的两类特征量把分类的准确率提高到 80% 左右。然而,比较系数的分区普适性不高,还需要进一步通过训练样本集进行精化,以得到普适性较高的分类比较系数节点,从而达到更高的粗分类精确度。

参考文献:

- [1] KOS M, GRASIC M, VLAJ D, *et al.* On-line speech/music segmentation for broadcast news domain [C]// IWSSIP'09: Proceedings of the 16th International Conference on Systems, Signals and Image Processing. Piscataway: IEEE, 2009: 1-4.
- [2] LI Y, WANG D L. Separation of singing voice from music accompaniment for monaural recordings [J]. IEEE Transactions on Audio, Speech and Language Processing, 2007, 15(4): 1475-1487.
- [3] MADDAGE N C, XU C, WANG Y. A SVM-based classification approach to musical audio [C]// ISMIR'03: Proceedings of the 4th International Conference on Music Information Retrieval. Baltimore: ISSMIR, 2003: 25-26.
- [4] DU Y, HU W, YAN Y, *et al.* Audio segmentation via tri-model Bayesian information criterion [C]// ICASSP'07: Proceedings of 2007 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway: IEEE, 2007, 1: 205-208.
- [5] WU C, LIANG G. Robust singing detection in speech/music discriminator design [C]// ICASSP'01: Proceedings of 2001 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Piscataway: IEEE, 2001, 2: 865-868.
- [6] 张奇, 苏鸿根. 基于高斯混合模型的乐器识别方法[J]. 计算机工程, 2004, 30(18): 133-134, 173.
- [7] 张奇, 苏鸿根. 基于支持向量机的乐器识别方法[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(18): 99-101.
- [8] BERENZWEIG A L, ELLIS D P W, LAWRENCE S. Using voice segments to improve artist classification of music [C]// Proceedings of the 22nd International Conference on Virtual, Synthetic, and Entertainment Audio. Eapoo, Finland: Audio Engineering Society, 2002: 1-8.
- [9] TADOKORO Y, MATSUMOTO W, YAMAGUCHI M. Pitch detection of musical sounds using adaptive comb filters controlled by time delay [C]// ICME'02: Proceedings of 2002 IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Piscataway: IEEE, 2002, 1: 109-112.
- [10] 王志超, 王景芝. 基于 FFT 和 MUSIC 法的谐波频率估计[J]. 吉林化工学院学报, 2008, 25(4): 44-47.
- [11] RAPHAEL C. Automatic segmentation of acoustic musical signals using hidden Markov models [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 21(4): 360-370.
- [12] 王小凤, 耿国华, 李鹏, 等. 一个基于相关反馈的神经网络音乐情感分类器构建算法[J]. 西北大学学报: 自然科学版, 2012, 42(1): 30-35.
- [13] RUSSELL J A. A circumplex model of affect [J]. Journal of Personality and Social Psychology, 1980, 39(6): 1161-1178.
- [14] THAYER R E. The biopsychology of mood and arousal [M]. Oxford: Oxford University Press, 1989.
- [15] 韩纪庆, 冯涛等. 音频信息处理技术[M]. 北京: 清华大学出版社, 2007.
- [16] MALLAT S. A wavelet tour of signal processing [M]. Salt Lake City: Academic Press, 1999.

(上接第 2365 页)

订单接受率、订单按时交付率,并有助于最终达成减少产成品库存和缩短交付周期的经营目标。

参考文献:

- [1] BAYKASOGLU A, CKEN M G, UNUTMAZ Z D. New approaches to due date assignment in job shops [J]. European Journal of Operational Research, 2008, 187(1): 31-45.
- [2] SHABTAY D, ITS KOVICH Y, YEDIDSON L, *et al.* Optimal due date assignment and resource allocation in a group technology scheduling environment [J]. Computers & Operations Research, 2010, 37(12): 2218-2228.
- [3] KESKINOCAK P, TAYUR S. Due date management policies [M]// Handbook of Quantitative Supply Chain Analysis: Modeling in the E-business era. New York: Kluwer Academic Publishers, 2004: 18-41.
- [4] GORDON V, PROTH J M, CHU C B. A survey of the state-of-the-art of common due date assignment and scheduling research [J]. European Journal of Operational Research, 2002, 139(1): 1-25.
- [5] 许一敏, 马士华. BTO 供应商的交货期承诺问题研究[J]. 工业工程与管理, 2009, 14(4): 1-5.
- [6] AZARON A, KIANFAR F. Due Date assignment for multistage assembly systems [J]. Optimization Letters, 2009, 3(2): 199-210.
- [7] 林泽安, 陈庆新, 毛宁, 等. 运用半 Markov 与能力验证的模具企业订单交货期设置[J]. 工业工程, 2010, 13(4): 74-80.
- [8] 王小明, 陈庆新, 毛宁, 等. 随机环境下的模具项目交货期预测方法[J]. 计算机集成制造系统, 2012, 18(2): 405-414.
- [9] CHIU C C, CHANG P-C, CHIU N-H. A case-based expert support system for due-date assignment in a wafer fabrication factory [J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2003, 14(3/4): 287-296.
- [10] VINOD V, SRIDHARAN R. Simulation modeling and analysis of due-date assignment methods and scheduling decision rules in a dynamic job shop production system [J]. International Journal of Production Economics, 2011, 129(1): 127-146.
- [11] 朱海平, 赵玉, 吴军, 等. 神经网络集成方法在产品完工期预测中的应用[J]. 计算机集成制造系统, 2007, 13(11): 2140-2144.
- [12] HSU S Y, SHA D Y. Due date assignment using artificial neural networks under different shop floor control strategies [J]. International Journal of Production Research, 2004, 42(9): 1727-1745.
- [13] SMOLA A J, SCHÖLKOPF B. A tutorial on support vector regression [J]. Statistics and Computing, 2004, 14(2): 199-222.
- [14] SCHÖLKOPF B, SMOLA A J, WILLIAMSON R C, *et al.* New support vector algorithms [J]. Neural Computation, 2000, 12(5): 1207-1245.
- [15] KOH S C L, SAAD S M. Managing uncertainty in ERP-controlled manufacturing environments in SMEs [J]. International Journal of Production Economics, 2006, 101(1): 109-127.
- [16] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM — A library for support vector machines [EB/OL]. [2013-03-05] <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>.