

# 大数据下纺织制造执行系统关键问题研究

邵景峰<sup>1,2</sup>, 贺兴时<sup>2</sup>, 王进富<sup>2</sup>, 白晓波<sup>2</sup>, 刘晟<sup>1</sup>, 马创涛<sup>2</sup>, 刘聪颖<sup>2</sup>

(1. 长安大学信息工程学院, 西安 710064; 2. 西安工程大学管理学院, 西安 710048)

**摘要:** 为解决纺织制造执行系统设计过程中的数据融合问题, 首先对纺织制造过程中产生的海量数据及其相关性进行分析, 并对纺织工艺流程进行了优化设计, 然后, 利用多色集合理论对纺织制造过程中产生的海量数据进行了统一形式化表达, 并针对异构纺织监测系统数据库间难以融合的问题, 利用 D-S 证据提出了一种采用两级传感器信息融合的方法。最后, 通过实验验证, 结果表明: 通过对制造过程数据的统一描述, 提出的信息融合方法有效解决了海量纺织数据的融合问题, 实现了计划层与制造层之间信息的有效衔接, 有利于为构建大数据环境下的纺织制造执行系统提供技术支撑。

**关键词:** 制造执行系统; 纺织企业; 数据融合; 大数据; D-S证据

**中图分类号:** TS103.2      **文献标识码:** A

## Research on Key Problems of Textile Manufacturing Execution System Based on Big Data

Shao Jingfeng<sup>1,2</sup>, He Xingshi<sup>2</sup>, Wang Jinfu<sup>2</sup>, Bai Xiaobo<sup>2</sup>, Liu Sheng<sup>2</sup>, Ma Chuangtao<sup>1</sup>, Liu Congying<sup>2</sup>

(1. School of Information Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064;

2. School of Management, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048)

**Abstract:** To solve the problem of data fusion in textile manufacturing execution system design process, firstly, the massive data which are from the textile manufacturing process and their correlations were analyzed, and the textile technology process was optimized. Then, massive amounts of data generated from the textile manufacturing process is formally expressed by the polychromatic sets theory, and aiming at difficult integration problem of the heterogeneous textile monitoring system databases, a two-level sensor information fusion method was proposed via D-S evidence. Finally, as verified in the experiment, the results have shown that, through a unified description of the manufacturing process data, the proposed information fusion method can effectively solve the problem of massive textile data fusion, realize the effective link between planning layer and manufacturing information layer, and provide technical support for the construction of textile manufacturing execution system in big data.

**Key words:** manufacturing execution system; textile enterprise; data fusion; big data; D-S evidence

## 0 引言

制造执行系统 (manufacturing execution system, MES) 目前发展的已经比较成熟, 但在纺织领域目前还处于探索阶段, 其原因在于纺织制造过程中由于原材料的物理化学交替改性过程, 使得整个制造执行过程难以精确控制, 更是因为这个过程使得其区别于其他纯机械加工的制造执行系统<sup>[1]</sup>。对纺织 MES 的研究国外学者们起步较早, 是始于 80 年代。比如 1991 年 Colorni A M<sup>[2]</sup> 等设计的纺织企业制造执行系统模型, 并为解决信息融合问题而提出了分布式蚁群优化方法;

Dorigo M<sup>[3]</sup> 等设计了一种纺织制造执行系统, 并为解决纺织品种间数据衔接的问题而提出了基于合作代理的克隆优化方法; 以及 Tanju Yurtsever<sup>[4]</sup> 等人在 1998 年设计了一种纺织制造过程监控与调度系统, 并解决了纺织过程数据间的非线性问题等。除此以外, Michael N Huhns<sup>[5]</sup> 等对纺织制造执行系统与之相关的先进技术和规则进行了阐述。

国内学者们对纺织制造系统的相关理论也进行了深入探究<sup>[6]</sup>。例如陈洁<sup>[7]</sup> 等研究的基于 Web 服务的制造执行系统, 其采用面向服务架构的设计理念, 探讨了系统架构的实现技术以及系统内、外部的信息集成; 郑永前<sup>[8]</sup> 等研究的基于 UML 的

**基金项目:** 陕西省科技计划项目 (2013KRM07); 陕西省社科基金项目 (13D026); 陕西省社科界重大理论与现实问题研究项目 (2014Z039); 中国纺织工业协会指导性计划项目 (2014076, 2013068, 2011081); 陕西省教育科学“十二五”规划课题 (SGH140649); 陕西省教育厅科研计划项目 (2013JK0742, 11JK1055)。

**作者简介:** 邵景峰 (1980-), 男, 博士研究生, 副教授, 研究方向: 制造业信息化、计算智能。E-mail: shawnxp@163.com。

制造执行系统，主要建立了系统的业务对象模型、服务交互模型，实现了面向服务的制造执行系统的分析和设计，以及王海冉<sup>[9]</sup>根据纺织行业生产调度所遇到的复杂工作情况，同时采用蚁群算法，分析了纺织制造过程的各项业务流程，并绘制出纺织行业的业务流程图等。

通过文献回顾，国内外学者们对这一主题的研究长达三十多年<sup>[10]</sup>，围绕纺织过程对应的工艺设备、生产过程和运行管理数据之间相关关系，研发了面向纺织过程的制造执行系统，并提出了一些解决纺织异构数据集成问题的模型和算法，得到了一些结论。但是，对于纺织制造执行系统构建中的两个基础问题（过程数据的形式化表达，）却很少人触及，其原因在于纺织过程纤维属性的频繁改性使得纺织过程数据间关系复杂、相互交叉，进行分类和表达具有一定的困难。为此，本文从整个纺织过程的业务入手，利用已有的海量纺织数据，进行纺织过程数据的形式化表达和数据间相关性的分析，从而有效解决生产计划层与车间制造层间信息无法衔接的问题。

## 1 问题的提出

随着纺织机械设备自动化、网络化和智能化的发展，整个纺织制造过程以前所未有的速度产生着海量的工艺设备、生产过程和运行管理数据，除此以外还包括控制回路数据，文本类型的原料、传感器数据，纱疵检测图像数据等非结构化数据，而且数据间具有高维性、非线性、强相关，以及多噪声<sup>[1]</sup>特点，故纺织过程数据具有数据量大、类型多、实时性强以及价值大的特点，基本具备了大数据“4V”的特点<sup>[11]</sup>，是一个典型的“大数据”。

在这个“大数据”环境下，纺织制造执行系统又是一种非线性、时变的多变量系统<sup>[12]</sup>，使得生产过程数据中常伴有不可测的不确定性因素，

这种扰动容易导致数据量的倍增，并随着应用精度的提高则呈几何级递增，使得已有的信息集成模型和方法难以应对该“大数据”，最终导致纺织过程数据融合结果的正确性难以保证。因此，如何对这些海量纺织数据进行形式化表达和数据融合，从而有利于实现海量数据的有效集成与管理，更有利于构建大数据环境下的纺织制造执行系统是亟待解决的现实问题。

## 2 相关工作

### 2.1 流程设计

对于纺织制造过程而言，通常要经历材料位移过程、流体动力学过程、物质热交换过程、化学反应过程，以及借助于工艺设备顺序或并列完成工艺操作的过程，而且每个工序产生与工序、原料品种、工艺过程等相关的海量数据，同时，这些数据既有结构化的产质量数据又有非结构化的文本图像数据，并且类型各异、关系复杂。在这个“大数据”环境下，纺织制造执行系统的构建与设计，需要首要解决的问题是要确保各异构数据库的有效集成<sup>[13]</sup>。为此，首先对整个制造过程的业务流程（清棉、梳棉、精梳、并条、粗纱、细纱、络筒、整经、浆纱、穿筘、织造、整理）进行梳理，并按照工序间数据的“输入——输出”关系分类出业务数据间的逻辑关系，设计出如图1所示的业务流程图。该流程图表达了纺织企业从订单处理、计划安排、工艺设计、任务下达、生产加工、抽样实验，直到织物成品的整个过程中工艺设备、生产过程和运行管理数据的流动过程。同时，从每个工序中体现上层计划层与底层生产制造层之间信息衔接的数据逻辑关系，有利于实现纺织过程数据的形式化表达和异构系统间的数据融合<sup>[14]</sup>。

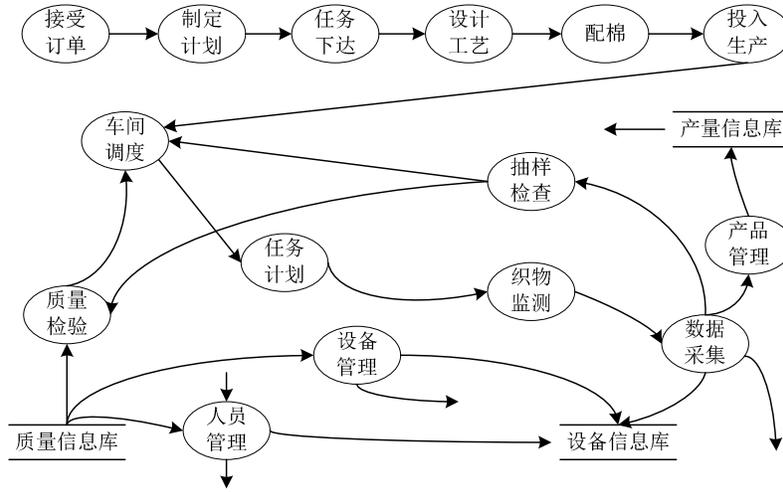


图1 纺织制造过程数据流程图

## 2.2 海量纺织数据形式化表达

就纺织业务过程而言，主要涉及从订单到计划，再从纤维到纺织成品的整个过程，分别解释纺织品成形过程对应的 *what, how, who, why, where, when* 问题，则整个业务流程对应的业务数据可以包括(以下用  $B$  表示)主要包括过程对象集  $O$ 、工艺计划集  $H$ 、原料集  $R$  与设备集  $D$ 、制造过程集  $T$  以及织物集  $S$ ，由此，纺织业务数据  $B$  可用一个如下所示的六元组来表达<sup>[15]</sup>。

$$B ::= \{O, H, R, D, T, S\} \quad (1)$$

上式中，由于  $H$  与  $T$  在整个纺织制造过程中表达了织物成形过程的时序变化，并按照  $H$  的计划进行控制着织物成形过程的前进，以及  $T$  的过程监控从而演绎出纺织成品的结果数据。则其成为整个纺织过程数据形成的核心。因此，可借助  $H$  和  $T$  的前进过程将纺织制造过程的  $O$ 、 $R$ 、 $D$  和  $S$  信息按照织物成形的时序与逻辑关系进行组织，构成一个“订单配置——工艺设计——任务安排——生产制造——过程控制——织物成品检测”纺织过程控制网络。这样，从订单配置、配棉、加工过程、任务调度、成品验收等不同的方面，该纺织过程数据模型形成如下所示的一些视图形式。

$$\begin{aligned} M^o &::= \{O, L^o, C^o\} & M^h &::= \{H, L^h, C^h\} \\ M^r &::= \{R, L^r, C^r\} & M^d &::= \{D, R^d, C^d\} \\ M^t &::= \{T, L^t, C^t\} & M^s &::= \{S, R^s\} \end{aligned} \quad (2)$$

上式中， $L$  表示加工过程对象之间的相关关系，其中包括纺纱、织造两个过程的逻辑与时序关系，其中  $L^o$  主要表示原料(如棉花、人造纤维等)之间的消耗和“输入——输出”关系。 $C$  表示纺织过

程中织物质量成长过程各类不确定因素、条件或异常事件，其中  $C^o$  代表了可置换的加工约束规则， $M^o$  为纺织加工过程中原料(棉花、人造纤维等)之间及其内部的相关关系； $M^h$  表示织物质量成长过程中各个工序之间的衔接关系，以及工序间的业务数据流动过程， $M^r$  表示织物质量成长过程中所消耗的原料， $M^d$  表示纺织过程中各工序间织物质量的成长过程和工序对应的具体业务； $M^t$  表示纺织制造过程中工艺计划的执行情况和计划任务的调度情况； $M^s$  表示纺织过程形成的最终的织物。

对纺织过程的业务流程而言，其对应制造过程数据可以按照织物质量形成过程的时序与逻辑关系，通过工序间的“输入——输出”关系，在具体形式表达时解析成网络结构，用以实现制造过程数据的有效集成。而多色集理论为纺织过程异构数据的集成和形式化建模提供了理论依据，因其将纺织过程中各个工序产生的海量数据均纳入到一个同一体系，并按照形式一致、体系一致，以及逻辑操作简易的原则进行统一管理，以达到纺织过程异构数据源的有效集成。

由此，基于多色集理论<sup>[16]</sup>，对加工过程中产生的各类数据进行统一描述。具体流程为：首先从集成数据库中抽象出构建多色集合的基本元素集合，并将抽象到的数据形成网络结构，同时定义对应的节点集为： $N_s = \{N_i | 1 \leq i < n\}$ ，其中， $N_i$  是集合  $N_s$  的具体实体，主要包括工艺计划集  $H$ 、原料集  $R$  与设备集  $D$ 、制造过程集  $T$  以及织物集  $S$  等具体具体对象，当然，也可以包括与具体对象相关的多个关联节点。在纺织数据集成过程中， $N_i$  可以

表示与数据相关的 $O$ 、 $H$ 、 $R$ 、 $D$ 、 $T$ 、 $S$ 中任意一个对象或者对象的组合，而这个对象或对象的组合可以在多色集合中被虚拟地染上一种颜色，借助聚类方法实现对象类型的区分。

按照上述节点集的定义，在纺织异构数据库集成过程中，对各种类型的纺织数据主要采用统一结构形式来表达不同节点 $N_i$ 之间的复杂关系，具体的关系描述详见表1。

表1 节点及其关系描述

节点	关系描述
工序、活动	纺织工艺组合、加工路线
加工过程、原料	纤维加工过程的物理化学改性过程
织物、纱线	织物表面结构、纤维与纺纱质量非线性关系
资源	资源消耗
任务	同一工序、不同车间的工序组合

为清晰表达纺织数据中不同节点对象之间的复杂关系与约束规则，从集合元素入手，将其作为多色集元素，并由此来设计用于描述不同数据活动节点间的时序与逻辑关系，并根据活动节点之间的逻辑关系构建多色集合关系矩阵。这样，可将 $N_i$ 集合中的节点分为两类，即活动节点集 $A$ 与对象节点集 $B$ ，并以节点集 $A$ 为核心，根据时序与逻辑关系构建活动节点之间的布尔关系矩阵，用于描述纺织过程中业务数据所具有的过程特性。

由此，按照纺织过程各类数据参与业务活动所形成的结构，通常可分为顺序结构、并行结构、选择结构与迭代结构四种情形，由此，根据工序间的时序与逻辑关系，可以将整个工序活动顺序为五大类，即顺序、与分、与合、或分，以及或合。基于多色集理论表达业务工作流的方法，可以构建纺织过程各类数据之间的活动关系布尔矩阵<sup>[14]</sup>，其过程如下：

假设 $A=\{a_1, a_2, \dots, a_j, a_{j+1}, \dots, a_n\}$ 表示纺织过程中工序之间数据的活动节点集，并以两两节点组合 $(a_i, a_j)$ 表示多色集元素，则工序间活动节点之间关系可以表示为多色集的围道<sup>[15]</sup>，即 $F_k(a_i, a_j)$ ，其中 $k=1, 2, \dots, 5$ 。当 $k=1$ 时， $(a_i, a_j)$ 为顺序连接， $k=2$ 时， $(a_i, a_j)$ 为与分连接， $k=3$ 时， $(a_i, a_j)$ 为与合连接， $k=4$ 时， $(a_i, a_j)$ 为或分连接，以及 $k=5$ 时， $(a_i, a_j)$ 为或合连接。现根据上述两两节点组合关系，建立表示数据节点集对应的“活动—活动”关系布尔矩阵模型，记为 $[(A^*A)^*F(A^*A)]$ ，则具体的形式如式(3)所示。

$$\begin{aligned} & \left\| c_{ij} \right\|_{A^*A, F(A^*A)} = [(A^*A)^*F(A^*A)] \\ & = \begin{pmatrix} (a_1, a_2) \\ \vdots \\ (a_1, a_n) \\ \vdots \\ (a_i, a_{i+1}) \\ \vdots \\ (a_i, a_n) \\ \vdots \\ (a_{n-1}, a_n) \end{pmatrix} \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & c_{13} & c_{14} & c_{15} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ c_{n1} & c_{n2} & c_{n3} & c_{n4} & c_{n5} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{u1} & a_{u2} & a_{u3} & a_{u4} & a_{u5} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{k1} & a_{k2} & a_{k3} & a_{k4} & a_{k5} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{t1} & a_{t2} & a_{t3} & a_{t4} & a_{t5} \end{bmatrix} \quad (3) \end{aligned}$$

$$\text{上式中, } u = \sum_j^{i-1} (n-j) + 1, \quad k = \sum_j^{i-1} (n-j) + 1,$$

$t = \frac{n(n-1)}{2}$ ，并且 $(A^*A)$ 表示节点的活动集合 $A=\{a_1, a_2, \dots, a_j, a_{j+1}, \dots, a_n\}$ 对应的笛卡尔积，而 $F(A^*A)$ 主要用来表示节点之间的所有关系集合。

由式(3)可见，当某两两节点之间存在连接关

$$\text{系时, 对应的关系方程 } F(a_i, a_j) = \bigvee_{k=1}^5 F_k(a_i, a_j) = 1,$$

若两者之间无关系时，则 $F(a_i, a_j) = 0$ 。故可通过这种关系的表示来刻画节点之间的不同结构，以及连接关系。

(1)  $a_i, a_j$ 之间是一种顺序结构，则纺织过程中数据节点关系可表示为 $a_i \Rightarrow a_j$ ，且存在 $F_1(a_i, a_j) = 1$ 。

(2)  $a_i, a_j$ 之间是一种并行结构，则纺织过程中数据节点关系表示为 $a_i \parallel a_j$ ，则存在关系 $F_2(a_o, a_i) \wedge F_3(a_i, a_q) \wedge F_2(a_o, a_j) \wedge F_3(a_j, a_q) = 1$ 。

(3)  $a_i, a_j$ 之间是一种可选结构，则纺织过程中数据节点关系可以表示为 $a_i \cup a_j$ ，则存在关系 $F_4(a_o, a_i) \wedge F_5(a_i, a_q) \wedge F_4(a_o, a_j) \wedge F_5(a_j, a_q) = 1$ ，其中， $a_o$ 表示 $a_i$ 、 $a_j$ 的前驱节点，而 $a_q$ 表示 $a_i$ 、 $a_j$ 的后继节点。

(4)  $a_i, a_j$ 是一种迭代结构，则纺织过程中数据节点关系可以表示为 $a_i \sim a_j$ ，则存在关系 $F_4(a_i, a_j) \wedge F_5(a_j, a_i) = 1$ 。

可见，从 $a_i, a_j$ 之间的结构到 $(a_i, a_j)$ 之间的连接关系表示，可以用于构建 $(a_i, a_j)$ 之间的布尔关系矩阵。同样，若借助 $(a_i, a_j)$ 之间的布尔关系，也可按照式(3)进一步推理出 $a_i, a_j$ 之间的不同结构，从而设

计出相应的网络结构。当然，从根本上讲， $a_i, a_j$ 结构和 $(a_i, a_j)$ 布尔关系可以通过如下的算法来推理，从中得出一条与纺织各工序相对应的过程路线。

**Step 1:** 令 $j=1$ ，建立“活动—活动”关系布尔矩阵 $[(A * A) * F(A * A)]$ 。

**Step 2:** 构建关系集合 $(a_j, a_u)$ ，且 $j+1 \leq u \leq n$ 。

若存在 $F(a_j, a_u) \bigvee_{k=1}^5 F_k(a_i, a_j) = 0$ ，且 $j = j+1$ ；若 $j < n$

则转入**Step 2**，否则转入**Step 3**；若 $F_1(a_j, a_u) = 1$ ，则 $(a_j, a_u)$ 是一种顺序连接，而且顺序为 $a_i, a_j$ ，且 $j = j+1$ ；若 $j < n$ 则转入**Step 2**，否则转入**Step 3**；若 $F_2(a_j, a_u) = 1$ ，则 $(a_j, a_u)$ 是一种与分连接，且 $A_r = \{a_i | F_2(a_j, a_i) = 1\}$ ，同时 $F_3(a_i, a_q) = 1$ ， $a_i \in A_r$ 的 $a_q$ ， $a$ 作为 $a_j$ 的后驱节点，然后对 $A_r$ 中的节点集进行排序并插入到序列 $a_j$ 与 $a_q$ 之间，且 $j = j+1$ ；若 $j < n$ 则转入**Step 2**，否则转入**Step 3**；若 $F_4(a_j, a_u) = 1$ ，且 $(a_j, a_u)$ 是与分连接，则 $A_r = \{a_i | F_4(a_j, a_i) = 1\}$ ，同时 $F_5(a_i, a_q) = 1$ ， $a_i \in A_r$ 的 $a_q$ ， $a_q$ 则成为 $a_j$ 的后继节点，同时从 $A_r$ 中选取一节点并将其插入到节点 $a_j$ 与 $a_q$ 之间，且 $j = j+1$ 。此时，若 $j < n$ 则转入**Step 2**，否则转入**Step 3**。

**Step 3:** 算法结束。

根据订单信息和纺织企业的生产状况，安排具体的生产计划任务，并确定具体的生产加工路线，并借助如图3所示的纺织生产过程关系模式进行表达，其中 $v_1, v_2, v_3, v_4$ 表示纺织过程数据活动节点并包括具体的工序流程对应的数据节点，以及节点之间的相互关系如图2所示。例如 $v_1 ::= a_2 \rightarrow a_3 \rightarrow a_4 \rightarrow a_5$ ，各数据节点的具体表示过程如表2所示，具体的“工序—工序”之间的关系布尔矩阵如表3所示。其中，若行列之间存在关联关系则对应表3中的“1”，否则，对应表3中的“0”。

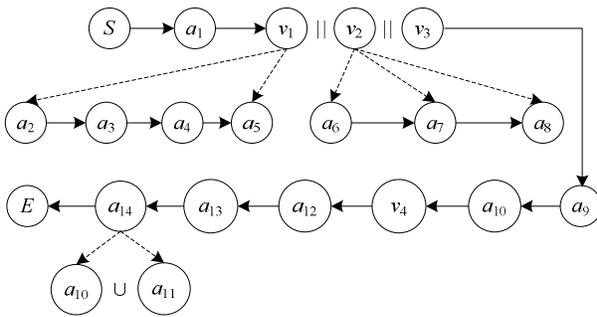


图2 纺织过程数据节点关系表达

表2 数据节点之间关系矩阵

序号	工序	序号	工序
$a_1$	清花	$a_8$	三并
$a_2$	梳棉	$a_9$	粗纱
$a_3$	预并	$a_{10}$	细纱
$a_4$	条卷	$a_{11}$	上轴
$a_5$	精梳	$a_{12}$	织布
$a_6$	头并	$a_{13}$	整理
$a_7$	二并	$a_{14}$	入库

表3 关系布尔矩阵

关系	工序——工序活动					
	$(S, a_1)$	$(a_1, a_2)$	$(a_1, a_6)$	$(a_1, a_8)$	$(a_2, a_3)$	$(a_3, a_4)$
$F_1$	1	0	0	0	1	1
$F_2$	0	0	0	0	0	0
$F_3$	0	0	0	0	0	0
$F_4$	0	1	1	1	0	0
$F_5$	0	0	0	0	0	0

关系	工序——工序活动					
	$(a_4, a_5)$	$(a_6, a_7)$	$(a_8, a_9)$	$(a_5, a_1)$	$(a_7, a_1)$	$(a_9, a_1)$
$F_1$	1	1	1	0	0	0
$F_2$	0	0	0	0	0	0
$F_3$	0	0	0	0	0	0
$F_4$	0	0	0	0	0	0
$F_5$	0	0	0	1	1	1

关系	工序——工序活动					
	$(a_{10}, a_{11})$	$(a_{10}, a_{12})$	$(a_{11}, a_{13})$	$(a_{12}, a_{13})$	$(a_{13}, a_{14})$	$(a_{14}, E)$
$F_1$	0	0	0	0	1	1
$F_2$	1	1	0	0	0	0
$F_3$	0	0	1	1	0	0
$F_4$	0	0	0	0	0	0
$F_5$	0	0	0	0	0	0

### 2.3 海量纺织数据融合

数据融合问题是纺织制造执行系统设计的一个技术难点。因为纺织制造过程是一个多因素（如温度、湿度、原料、人、设备和环境等）、多工序相互作用的过程，而在这个过程中产生的各类业务数据易受到多个外部因素的相互影响以及设备零部件的磨损、老化、锈蚀

等内部因素的影响,使得现有的数据融合方法难以确保纺织大数据环境下数据融合结果的正确性和准确性。

鉴于 Dempster-Shafer(D-S)证据理论<sup>[17]</sup>在处理不确定信息方面的优势,故在纺织大数据环境下对制造执行系统设计时,设计了如图3所示的D-S合成、BPA、局部决策三个模块,并将其构建成两级传感器信息融合的方法进行处理。其中,第一级代表局部融合,利用自适应加权融合估计算法,通过克服单传感器在信息处理方面的局限性,获得每个工序所产生业务数据的一致性表示;第二级代表全局融合,采用D-S证据理论对各异构数据库中的数据进行融合,充分调到各个设备的传感器,达到提供融合结果准确性的目的。

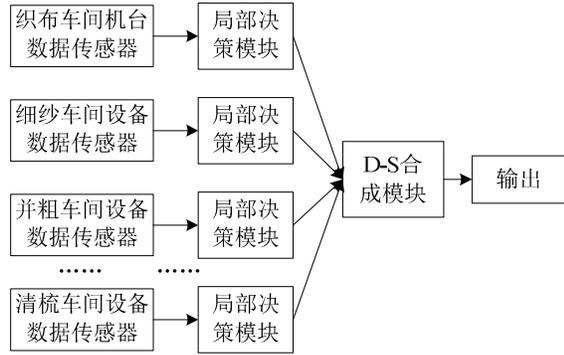


图3 数据融合结构示意图

### 2.3.1 局部融合算法

局部融合算法的主要目的是根据各个设备自身携带传感器的数据误差范围大小,为其分配一定的权重,其中,数据准确性越高分配的权重越大,反之,则越小。

现假设在 $t$ 时间段内,纺织车间有 $n$ 个传感器,且每个传感器用来监测纺织车间各个设备的生产数据或设备运行状态数据,具体的监测值分别为 $x_1, x_2, \dots, x_n$ ,且其相互独立,则对应的方差分别为 $\delta_1^2, \delta_2^2, \dots, \delta_n^2$ 。若为各传感器分配的加权因子分别为 $w_1, w_2, \dots, w_n$ ,则引入加权因子后对应的传感器数据融合值为: $\hat{x} = \sum_{i=1}^n w_i x_i$ ,式中 $\sum_{i=1}^n w_i = 1$ ,总均方差为:

$$\delta^2 = E[(x - \hat{x})^2] =$$

$$E \sum_{i=1}^n w_i^2 (x - \hat{x})^2 + 2E \sum_{i=1, j=1, i \neq j}^n w_i w_j (x - \hat{x}_i)(x - \hat{x}_j)。$$

由于纺织设备传感器采集的数值 $x_1, x_2, \dots, x_n$ 之间相互独立,且是 $x$ 的无偏估计,故存在如下关系式,即:

$$E(x - \hat{x}_i)(x - \hat{x}_j) = 0, \text{ 且 } i \neq j; i, j = 1, 2, \dots, n。$$

$$\text{相应地: } \delta^2 = \sum_{i=1}^n w_i (x - \hat{x})^2 - \sum_{i=1}^n w_i^2 \delta_i^2。$$

上式中, $\delta$ 是各加权因子 $w_i$ 的多元二次函数,则对应的最小值为 $w_1, w_2, \dots, w_n$ 满足归一化约束条件下的多元函数的极值。

由此,可根据求极值理论,当

$$w_i = \frac{1}{\delta_i^2 \sum_{i=1}^n \frac{1}{\delta_i^2}}, \delta^2 \text{ 存在最小值: } \delta_{\min}^2 = \sum_{i=1}^n \delta_i^2 w_i^2。$$

可见,在 $t$ 时刻,纺织设备传感器的估计值 $x$ 为常量时,可在传感器对应设备的监测系统数据库中提取传感器采集的历史数据,并统计出相应的均值来进行估计。

假设 $t$ 时刻,传感器的历史数据的均值为:

$$\bar{x}(k) = \frac{1}{k} \sum_{q=1}^n x_q, \quad q = 1, 2, \dots, n。 \text{ 对应的估计值}$$

计值为 $\hat{\bar{x}} = \sum_{i=1}^n w_i \bar{x}(k)$ ,总均方差为:

$$\bar{\delta}^2 = E[(x - \hat{\bar{x}})^2] = E \sum_{i=1}^n w_i^2 (x - \bar{x}_{iw})^2$$

$$+ 2E \sum_{i=1, j=1, i \neq j}^n w_i w_j (x - \bar{x}_i)(x - \bar{x}_j)。$$

由于 $x_1, x_2, \dots, x_n$ 之间是一种无偏估计,则有:

$$\bar{\delta}^2 = E \left[ \sum_{i=1}^n w_i^2 (x - \bar{x}_{iw})^2 \right]$$

$$= \frac{1}{k} \sum_{i=1}^n w_i^2 \sigma_i^2 = \frac{\sigma_{\min}^2}{k}, \text{ 可见 } \bar{\delta}_{\min}^2 < \delta_{\min}^2。$$

### 2.3.2 全局融合算法

全局融合算法直接影响到纺织过程数据融合结果的准确性，故D-S证据理论在处理不确定信息方面的优势对各纺织设备传感器采集的数据进行融合，以充分发挥传感器的联合作用，从而达到提高系统可靠性的目的。

现根据D-S证据理论的定义：

**定义1** 设  $\Theta$  为识别框架，如果集函数  $m: 2^\Theta \rightarrow [0,1]$  ( $2^\Theta$  为  $\Theta$  的幂集) 满足  $m(\varphi)=0$ ,

$\sum m(A)=1$ ，则称  $m$  为识别框架  $\Theta$  上的基本信度分配； $\forall A \subset \Theta$ ， $m(A)$  称为  $A$  的基本信度值， $m(A)$  反映了对  $A$  本身的信度的大小。

**定义2** 如果  $m$  是一个基本信度分配，则  $\forall A \subset \Theta$ ， $B \neq \varphi$ ， $Bel = \sum_{B \subset A} m(B)$ ，则所定义的函数  $Bel$  是一个信度函数， $Bel(A)$  反映了  $A$  上所有子集总的信度。

假如存在  $A$  属于识别框架  $\Theta$ ，定义  $Dou(A)=Bel(A)$ ， $Pl(A)=1-Bel(A)$ ，则称  $Pl(A)$  为  $Bel$  的似然函数，称  $Pl(A)$  为  $A$  的似真度，即描述了  $A$  的似真或可靠的程度<sup>[18]</sup>。 $Dou$  为  $Bel$  的怀疑函数， $Dou(A)$  为  $A$  的怀疑度，描述了  $A$  的不确信程度。实际上， $[Bel(A),Pl(A)]$  表示了  $A$  的不确定区间，即概率的上下限。

由于在D-S证据理论中没有基本概率赋值函数的具体定义，通常主要根据某种经验获取基本概率赋值，所以这种结果存在较大的主观随意性。尤其是，在整个纺织制造过程中，影响织物质量成长过程的因素(如人、设备、方法、纤维等)过多，甚至有些因素是突发的、不可预测的，常会因某些因素的突变导致纤维形态发生动态改变，致使织物质量特性发生迁移，传感器采集的过程数据和纺纱质量之间出现较大偏差。为此，针对纺织生产过程的不确定性，基本概率分配函数的构造过程如下：

#### (1) 距离和相关性度量

设传感器(即证据体)的特征向量为  $X_i$ ，数

据采集结果  $A_j$  的标准样本特征向量为  $Y_j$ ，则两者

的Manhattan距离为： $d_{ij}(X_i, Y_j) = \sum |X_{ik} - Y_{jk}|$ 。

可见，当  $d_{ij}(X_i, Y_j)$  值越大时，对应的传感器  $i$  与目标  $A_j$  之间的相关程度越小；相互成反比例关系，由此，可以定义： $C_i(A_j) = 1/d_{ij}(X_i, Y_j)$ ，

则相应地传感器与目标之间的最大相关性为：

$$\alpha_i = \max\{C_i(A_j)\} = 1/\min\{d_{ij}(X_i, Y_j)\}。$$

同时，传感器  $i$  与各目标之间的相关系数的分布系数为：

$$\beta_i = \left[ \sum_i \frac{N_c \alpha_i}{C_i(A_j)} - 1 \right] / (N_c - 1)，$$
 式中  $N$  为待

监测的纺织设备数目。由此，可得到传感器  $i$  的可靠系数为： $R_i = \alpha_i / \beta_i / \sum_k \alpha_k \beta_k$ 。

#### (2) 基本概率分配函数构造

综合步骤(1)中  $R_i$  的计算结果，得到传感器  $i$  的不确定性概率值的计算公式，具体如下：

$$m_i(A_j) = \frac{w_i C_i(A_j)}{\sum_i w_i C_i(A_j) + N_s (1 - R_i) (1 - \alpha_i \beta_j)} \quad (4)$$

$$m_i(\theta) = \frac{N_s (1 - R_i) (1 - \alpha_i \beta_j)}{\sum_j w_i C_i(A_j) + N_c (1 - R_i) (1 - \alpha_i \beta_j)} \quad (5)$$

上式中， $N_s$  为设备传感器数目， $w_i$  为权重系数。

### 2.3.3 算法验证

选取四个纺织车间的生产监测系统数据库作为数据融合对象，对应的目标识别框架为  $\Theta = \{F_i | i=1, 2, 3, 4\}$ ，且每个数据库对应的数据量最小为  $1T$ 。现采用 10 个传感器对纺织数据融合过程进行测度，实验得到的基本概率赋值见表 4 所示。

表 4 由 10 个传感器测度的基本概率赋值

$o$	$F_1$	$F_2$	$F_3$	$F_4$	$F_1 F_2$	$F_2 F_3$	$F_1 F_3$	$F_1 F_2 F_3$	$\Theta$
1	0.2	0.3	0.2	0.1	0.1	0.1			
2	0.3	0.2	0.1	0.3					0.1
3	0.3	0.2	0.3	0.3		0.1			
4	0.3	0.1	0.2	0.3	0.1				
5	0.5		0.2	0.2			0.1		
6	0.5	0.3		0.1	0.1				
7	0.5	0.3	0.1	0.1					
8		0.5	0.2	0.2		0.1			
9	0.3	0.1	0.3	0.1			0.1		0.1
10	0.2	0.2	0.2	0.4					

由表 4 可见, 当  $k=1$  时, 说明在证据组合规则时融合结果与实际结果相悖, 这种结果不利于大数据集的融合。为此, 国内外学者们研究了许多的修正方法<sup>[13]</sup>, 具有代表性的主要有全局分配法、局部分配法。但是, 这种融合权重的分配方法在大数据环境下还是一种被动调整, 其融合结果与实际结果还存在一定的误差。为此, 针对纺织过程海量数据具有的非线性、不确定性特征, 利用公式(4)、(5)构造基本概率分配函数的方法对数据融合结果进行归一化处理, 并在计算证据体传感器对目标的基本概率分配时, 建立了传感器与监测结果之间距离与相关性的对应关系和相关性的分布, 以及传感器可靠系数, 其结果如表 5 所示。

表 5 处理后的基本概率赋值

$o$	$F_1$	$F_2$	$F_3$	$\Theta$
1	0.2500	0.3333	0.3333	0.0834
2	0.3847	0.1538	0.1538	0.3077
3	0.1818	0.1818	0.2728	0.3636
4	0.1817	0.1817	0.2729	0.3637
5	0.6000	0.1000	0.2000	0.2000
6	0.6364	0.2727	0.0100	0.0909
7	0.5000	0.2000	0.1000	0.2000
8	0.0100	0.6000	0.3000	0.1000
9	0.2856	0.1429	0.4286	0.1429
10	0.2000	0.1000	0.2000	0.5000

由表(5)可见, 引入了权重系数后, 整个纺织过程数据融合结果的正确性有很大的提高, 并且数据融合结果到达了归一化要求, 使得

$Bel(o_1)=m(o_1)$ 。

## 5 结束语

由于纺织的制造过程有别于其他的纯机械加工过程, 使得纺织制造执行系统的基础构建过程与众不同。正是纺织加工过程的特殊性, 导致纺织数据具有高维性、非线性、强相关、多噪声的特点, 以及数据量大、类型多、实时性强以及价值大的特征, 这些都给制造过程数据融合问题带来了极大挑战。故在这个“大数据”环境下, 纺织制造执行系统的构建与设计, 首要解决的关键问题是要确保各异构数据库的有效集成。

为此, 一方面, 利用多色集理论, 为纺织过程异构数据的集成和形式化建模, 将纺织过程中各个工序产生的海量数据均纳入到一个同一体系, 并按照形式一致、体系一致, 以及逻辑操作简易的原则进行统一管理, 实现纺织过程异构数据源的有效集成。另一方面, 利用D-S证据理论在处理不确定信息方面的优势, 设计了D-S合成、BPA、局部决策三个模块, 构建了两级传感器信息融合方法, 实现了各类异构纺织业务与生产数据的有效集成, 增强了计划层与生产制造层之间信息的有效衔接, 有利于合理构建大数据环境下的纺织制造执行系统。

### 参考文献:

- [1] LIANG X, DING Y S, WANG Z D, et al. Bidirectional optimization of the melting spinning process[J].IEEE Transactions on Cybernetics, 2014,44(2):240-251.
- [2] COLORNI A M, DORIGO V. M. Ant system for

- job-shop scheduling[J]. Belgian Journal of Operation Research, Statistic and Computer Science, 1993, 34 (1):39-53.
- [3] DORIGO M, MANIEZZO V, COLORNI A. The ant system: optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B, 1996, 26(1):29-41.
- [4] TANJU Y, PIRECE N G. Computerized manufacturing monitoring and dispatch system[J]. Computers and Industrial Engineering, 1998, 35 (1-2):137-140.
- [5] MICHAEL N H, MUNINDAR P S. Service-oriented computing: key concepts and principles[J]. IEEE Internet Computing, 2005, 9(1):75-81.
- [6] 于冬青.制造执行系统 MES 在纺织行业中的应用[J].针织工业,2006,33(9):65-68,4.  
YU D Q. Application of the manufacture execution system-MES in the textile industry[J]. Knitting Industries,2006,33(9):65-68,4.
- [7] 陈洁,孔庆华,吴晶晶.面向服务的纺织机械制造执行系统研究 [J]. 现代制造工程,2010,33(7):13-17.  
CHEN J, KONG Q H, WU J J. Research on the service-oriented textile manufacturing execution system[J].Modern Manufacturing Engineering, 2010,33(7):13-17.
- [8] 郑永前, 陈洁.基于UML的面向服务的纺织制造执行系统建模 [J]. 制造业自动化,2010,32(8):1-3.  
ZHENG Y Q, CHEN J. Modelling for textile mes of soa based on UML[J]. Manufacturing Automation,2010,32(8):1-3.
- [9] 王海冉.印染纺织行业制造执行系统研究[D]. 青岛科技大学硕士学位论文,2012.
- [10] 孙延. 制造执行系统在纺织企业的应用研究 [J].电子测试,2013,21(22):144-145.  
SUN Y. Manufacturing Execution System Application in textile enterprises[J].Electronic Test,2013,21(22):144-145.
- [11] Meeker W Q, Hong Y L. Reliability meets big data: Opportunities and challenges[J].Quality Engineering,2014,26(1):102-116.
- [12] MOZAFARY V, PAYVANDY P. Application of data mining technique in predicting worsted spun yarn quality[J]. Journal of the Textile Institute, 2013,105(1): 100-108.
- [13] 许治,戴宁,张长东,等.基于迭代变形的多源数据融合技术 [J]. 机械工程学报,2014,50(7):191-198.  
XU Z,DAI N,ZHANG C D, et al. Multi-source Data Fusion Based on Iterative Deformation[J].Journal of Mechanical Engineering,2014,50(7):191-198.
- [14] 吕盛坪,乔立红,刘威.制造过程数据形式化语义建模 [J]. 机械工程学报,2012,48(10):184-191.  
LV S P, QIAO L H, LIU W. Formalized and Semantic Modeling of Manufacturing Process Data[J].Journal of Mechanical Engineering, 2012,48(10):184-191.
- [15] GAO X Q, LI Z B. Conceptual design of mechanisms based on polychromatic sets[J]. International Journal of Computer applications in Technology, 2007, 28(4):265-274.
- [16] GAO X Q, LI Z B. Business process modeling and analysis using UML and polychromatic sets[J].Production Planning and control, 2006, 17(8):780-791.
- [17] 康健,李一兵,林云,等.基于证据理论的联合概率数据关联算法 [J].系统工程与电子技术,2013,35(8):1620-1626.  
KANG J, LI Y B, LIN Y, et al. Joint probability data association algorithm based on evidence theory[J].Systems Engineering and Electronics,2013,35(8):1620-1626.
- [18] 刘付显,邢清华. 基于 D-S 融合证据的决策新方法[J]. 系统工程理论与实践, 2009, 29(7): 125-131.  
LIU F X, XING Q H. New decision making method based on D-S fusion evidence[J]. Systems Engineering Theory and Practice, 2009,29(7):125-131.