

# 基于高阶张量分析的企业智能制造能力评价模型研究

易伟明<sup>1</sup> 董沛武<sup>1</sup> 王晶<sup>2</sup>

<sup>1</sup> (北京理工大学管理与经济学院, 北京 100081) <sup>2</sup> (北京理工大学信息与电子学院, 北京 100081)

〔摘要〕 智能制造是实施“中国制造2025”的主攻方向,对制造企业的长远发展至关重要,如何评判企业的智能制造能力是首要问题。本文参考中国智能制造标准系统结构,首先基于张量理论建立三维的企业智能制造能力评价指标体系,然后基于Tucker张量分解构建评价模型,最后结合实际数据给出了模型的训练过程和测试结果,表明该模型具有可行性和良好的评价结果,为准确衡量企业智能制造能力提供依据。

〔关键词〕 智能制造 张量分析 Tucker分解 评价模型 Frobenius范数 立体维度

DOI:10.3969/j.issn.1004-910X.2018.01.002

〔中图分类号〕 F424.3; F426 〔文献标识码〕 A

## 引言

制造业是国民经济的工业基础和支撑行业,对于国家的经济发展水平和综合国力起关键性的作用。近些年,以计算机和信息技术为基础的高新技术得到迅猛发展,为传统的制造业升级转型提供了新的发展机遇。传统的制造技术逐步从机械化、自动化和数字化向智能化升级。从上个世纪80年代开始,全球发达工业国家先后开始进入智能制造领域,逐渐形成了美国、日本和欧洲三大智能制造中心<sup>[1]</sup>。为了保持工业的国际领先地位,美国在2012年提出《先进制造业国家战略计划》,德国于2013年确立“工业4.0”为高科技战略计划的首位,这些计划均以智能制造为核心,加快推进各国的制造技术革命。我国智能制造技术起步并不晚,并取得一些优秀成果,但仍然存在很多缺陷和不足。中投顾问发布的《2016~2020年中国智能制造行业深度调研及投资前景预测报告》中显示,我国的智能制造尚处于发展的初级阶段,且大部分都还在研发阶段,只有16%的制造企业进入智能制造应用阶段,制造行业升级改造的难度较大,且企业的智能制造能力参差

不齐,加快推进智能制造任重道远。2015年5月8日国务院印发《中国制造2025》<sup>[2]</sup>,加快我国从制造大国向制造强国的转变,其核心是支持和推动智能制造发展。工业与信息化部设立智能制造专项,重点考虑《中国制造2025》十大领域,并适当兼顾其他领域制造业转型升级的需求,关键目标是提升企业智能制造核心技术装备的建设和创新能力。2015年支持智能制造专项94个,2016年扩大到144个,2017年拟立项165个,在评估企业智能制造能力的基础上,择优评选,重点培育,极大推动了智能制造标准化及新模式应用,提升制造企业竞争力。智能制造是“中国制造2025”的主攻方向<sup>[3]</sup>,国家和各级政府及行业协会需要分析判断我国企业的智能制造发展现状和水平,从而提供指导性的发展意见,企业也需要充分了解自身的智能制造能力,从而及时合理制定智能制造发展规划。

近几年,智能制造评价研究成为国内外研究热点之一,包括评价指标体系、企业能力以及成熟度等,其评价结果可以作为管理部门政策制定依据和企业发展提高的指导。目前国内外在智能

收稿日期:2017-08-11

基金项目:国家自然科学基金“企业年金基金投资运营的收益协同机制研究”(项目编号:71273032);国家自然科学基金“基于张量分析的空间音频信号压缩与重建技术研究”(项目编号:61571044)。

作者简介:易伟明,北京理工大学管理与经济学院博士研究生。研究方向:复杂系统建模与仿真。董沛武,北京理工大学管理与经济学院副院长,教授,博士。研究方向:决策理论与方法、复杂系统建模与管理系统工程、投融资与风险管理等。王晶,北京理工大学信息与电子学院副教授,博士。研究方向:多媒体通信、张量分析等。

制造评价模型方面研究较少,评价标准不一,方法多样。龚炳铮<sup>[4]</sup>从生态环境、发展水平、企业效益三方面提出了三级指标的智能制造企业评价指标体系,并通过专家和综合分析方法对智能制造企业进行综合评价。邵坤等<sup>[5]</sup>以创新、绩效产出和基础设施为基础建立另外一种分级的智能制造能力评价指标体系,并运用因子分析法进行综合评价研究。早在90年代美国提出了技术成熟度模型(TRL, Technology Readiness Levels),后来美国三军联合制造技术委员会于2001年又提出了制造成熟度模型(MRL, Manufacturing Readiness Levels),这些模型有详细的规范并在项目采购中广泛使用,周少鹏等<sup>[6]</sup>基于此对航天制造成熟度方法进行了研究。在GridWeek 2011大会上,卡内基-梅隆大学的软件工程研究所(CMU-SEI)发布了智能电网成熟度模型(SGMM, Smart Grid Maturity Model)。基于成熟度的管理方法论,2016年9月中国电子技术标准化研究院颁布了《智能制造能力成熟度模型白皮书》<sup>[7]</sup>,根据我国智能制造系统构架提取“智能+制造”矩阵的两个维度,展开为一维的智能制造成熟度要素,针对每一要素设立成熟度等级,采用专家现场打分形式进行加权平均和分类判别来计算最终等级得分,从而制定一套统一的评价标准。在这些研究中大多采用定性或定量的指标设计,采用加权平均或因子分析方法得到评价模型,最后通过专家打分形式给出实证数据,数学模型比较简单。

2015年工业与信息化部印发《国家智能制造标准体系建设指南(2015年版)》<sup>[8]</sup>,所提出的立体智能制造系统架构通过3个维度展示智能制造的全貌,每个维度包含不同的层次,构成了一个天然的高阶表示形式。已有针对智能制造评价的研究中所采用的指标体系或成熟度模型均在一维尺度上进行分析,忽视了评价体系在多元空间上的信息关联性。张量分析是多线性(Multilinear)或多因素(Multifactor)分析的一种,已经被广泛应用在信号处理<sup>[9]</sup>、图像分析<sup>[10]</sup>、机器学习<sup>[11]</sup>、数据挖掘<sup>[12]</sup>等领域中,主要是对高阶数据进行分析处理。多线性模型的有用信息通过张量分解得以保留,特别是不同维度之间的关联信

息,张量处理在对系统内在的隐含结构进行挖掘后可以充分获取系统的综合信息。张量分解能更为有效的反映数据的多维结构,是高阶子空间分析的有效手段。我们希望依据一套统一的标准来构建企业智能制造能力评价指标,本文根据国家智能制造标准体系中的三维智能制造系统,基于张量建模保持数据在高阶空间的关联性,进一步借助张量分解进行模型的训练和判别,最后通过实际数据验证本文提出的方法能够得到匹配度较高且合理的评价值。

## 1 基于三维智能制造系统的高阶张量指标体系

《国家智能制造标准体系建设指南(2015年版)》中指出智能制造是基于物联网、大数据、云计算等新一代信息技术,贯穿于设计、生产、管理、服务等制造活动的各个环节,具有信息深度自感知、智慧优化自决策、精准控制自执行等功能的先进制造过程、系统与模式的总称<sup>[8]</sup>。智能制造不仅是单一技术和装备的突破与应用,而且还是制造技术与信息技术的深度融合与创新集成,也是生产组织方式和商业模式的变革,具有较强的综合性。智能制造系统是一个复杂的信息物理系统(CPS, Cyber Physics System),其内容覆盖新技术、制造全过程、智能特征等各方面。图1所示智能制造系统构架给出了包括生命周期、智能功能、系统层级3个维度的立体系统。其中,生命周期维度对应制造过程,包括设计、生产、物流、销售、服务几个主要的活动环节,各环节相互关联、相互影响。系统层级维度从制造系统构架上由下而上的分为5个层次,包括设备、控制、车间、企业和协同,层级间通过IP互联网协议进行互联,并体现装备智能化。智能功能维度也可以说是价值链,主要包括资源要素、系统集成、互联互通、信息融合和新兴业态5个方面。

本文依据上述立体的智能制造体系构架,充分考虑智能工厂在生命周期、系统层级、智能功能三个子空间上的交叉表现,建立一个维度为(5,5,5)的三阶张量指标体系 $\mathbf{T}$ (如图2所示),依次对每个张量元素对应的指标项进行等级评价。在实际操作中可以通过打分的方式获得制造企业

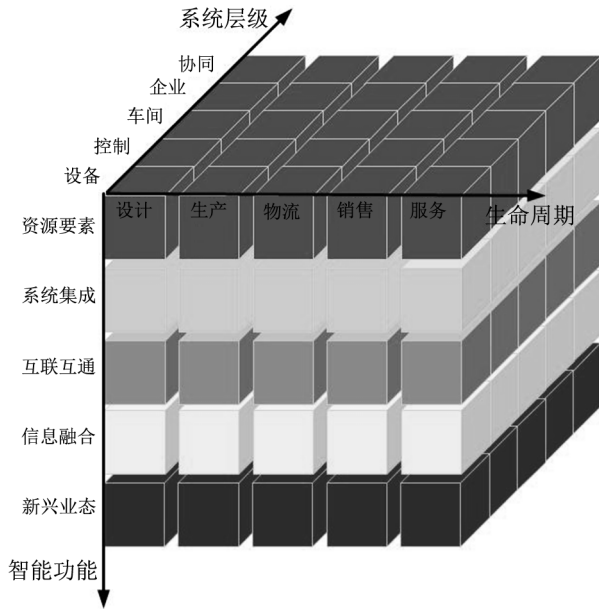


图1 智能制造系统架构<sup>[8]</sup>

在这3个子空间的评价数据,构成一个三阶张量数据  $\mathbf{T} \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times I_3}$  ( $I_1 = I_2 = I_3 = 5$ ),这个“张量数据”可以认为是3个矢量空间 {生命周期、系统层级、智能功能} 乘积构造而成的。从代数角度来说,张量是矢量和矩阵的高阶泛化,它是一个多阶阵列或者多维矩阵,张量的阶数就是它的维度数,也叫方向或者模。例如考察制造企业在生产环节(生命周期的第2维)和控制层(系统层级的第2维)上的系统集成能力(智能功能的第2维)时,可以通过专家取证或收集的数据的方式来分析控制层是否使用了智能制造核心技术和装备,例如可编程逻辑控制器(PLC)、数据采集与监视控制系统(SCADA)、分布式控制系统(DCS)等,控制层在系统集成方面是否能通过二维码、射频识别、软件等信息技术及各种制造资源,按照预先设定的打分原则得到该指标项的分数。

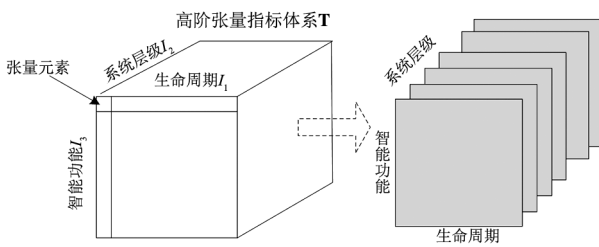


图2 高阶张量指标体系

如此得到智能系统各维度交叉点上每个指标项的分值数据,继而对企业智能制造能力进行综

合评判。传统的方法是将各指标展开成一维矢量,然后采用回归分析或者因子分析得到系数或者权重,进行加权综合评判。这种低阶处理方式没有考虑数据在多元空间上关联性,容易导致数据特征在集合中的冗余性和无序性。本文从多个维度构建高阶张量指标体系,并用张量分解的手段构建评价模型,从而可以保留评价体系在多元空间上的信息关联性,获得更好的效果。

## 2 基于张量分解的智能制造能力评价模型设计

### 2.1 张量代数运算

张量分析中两个基本的代数操作是模- $n$ 展开和模- $n$ 乘,对于一个  $N$ 阶张量  $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_N}$ 在模- $n$ 空间上的矩阵展开可以写作矩阵形式  $\mathbf{X}_{(n)} \in \mathbb{R}^{I_n \times \bar{I}}$ ,其中  $\bar{I} = \prod_{m \neq n} I_m$ 。模- $n$ 乘包括基于张量矩阵展开的张量和张量相乘,以及张量和矩阵相乘,本文我们用到张量和矩阵相乘,表示为  $\mathbf{Y} = \mathbf{X} \times_n \mathbf{U}$ ,其中矩阵  $\mathbf{U} \in \mathbb{R}^{J \times I_n}$ ,张量和矩阵相乘的结果也是一个大小为  $I_1 \times \dots \times I_{n-1} \times J \times I_{n+1} \times \dots \times I_N$ 的  $N$ 阶张量,根据张量矩阵展开可以把上述的张量乘表示为:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X} \times_n \mathbf{U} \Leftrightarrow \mathbf{Y}_{(n)} = \mathbf{U} \mathbf{X}_{(n)} \quad (1)$$

张量  $\mathbf{Y}$  中的元素可以表示为:

$$y_{i_1 \dots i_{n-1} j_{n+1} \dots i_N} = \sum_{i_n=1}^{I_n} x_{i_1 i_2 \dots i_N} u_{j_n i_n} \quad (2)$$

其中变量  $y$ 、 $x$  和  $u$  分别是张量  $\mathbf{Y}$ 、 $\mathbf{X}$  和矩阵  $\mathbf{U}$  的元素。张量  $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_N}$  的范数定义为所有元素的平方加,如下公式:

$$\|\mathbf{X}\| = \sqrt{\sum_{i_1=1}^{I_1} \sum_{i_2=1}^{I_2} \dots \sum_{i_N=1}^{I_N} x_{i_1 i_2 \dots i_N}^2} \quad (3)$$

### 2.2 张量分解

张量分解的处理过程用来充分挖掘高阶系统结构的关联信息,最常用的是 Tucker 分解和 CP (CANDECOMP/PARAFAC) 分解,其中 Tucker 分解在数据降维和低秩近似等方面有重要应用,它是奇异值分解 (Singular Value Decomposition, SVD) 在高维空间的扩展。Tucker 分解可以看成是由一个核心张量和  $N$  个因子矩阵在模- $n$  上相乘的形式。 $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_N}$  是一个  $N$  阶张量,其低秩近似可以表示为截断的 Tucker 分解,如下式:

$$\mathbf{X} \approx \mathbf{G} \times_1 \mathbf{U}^{(1)} \times_2 \mathbf{U}^{(2)} \cdots \times_N \mathbf{U}^{(N)} \quad (4)$$

$\mathbf{U}^{(n)} \in \mathbb{R}^{I_n \times R_n}$  ( $n=1, 2, \dots, N; 1 \leq R_n \leq I_n$ ) 是模-1, 模-2, …, 模- $n$ 子空间上的因子矩阵或者投影矩阵, 代表着张量在各个模的主要成份并且它们的任何两个列都相互正交。 $\mathbf{G} \in \mathbb{R}^{R_1 \times R_2 \times \cdots \times R_N}$  是低秩近似过程中截断的核张量, 表示各子空间成分间的相互关联程度, 核张量可以用下式计算得到:

$$\mathbf{G} = \mathbf{X} \times_1 \mathbf{U}^{(1)T} \times_2 \mathbf{U}^{(2)T} \times_N \mathbf{U}^{(N)T} \quad (5)$$

针对前述建立的智能制造能力评价指标体系的张量表示  $\mathbf{T} \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times I_3}$ , 我们可以利用 Tucker 分解运算进行低秩近似表示为:

$$\mathbf{T} \approx \mathbf{S} \times_1 \mathbf{U}^{(1)} \times_2 \mathbf{U}^{(2)} \times_3 \mathbf{U}^{(3)} = \llbracket \mathbf{S}; \mathbf{U}^{(1)}, \mathbf{U}^{(2)}, \mathbf{U}^{(3)} \rrbracket \quad (6)$$

其中  $\mathbf{U}^{(1)} \in \mathbb{R}^{I_1 \times R_1}$  ( $1 \leq R_1 \leq I_1$ ),  $\mathbf{U}^{(2)} \in \mathbb{R}^{I_2 \times R_2}$  ( $1 \leq R_2 \leq I_2$ ),  $\mathbf{U}^{(3)} \in \mathbb{R}^{I_3 \times R_3}$  ( $1 \leq R_3 \leq I_3$ ) 是因子矩阵,  $\mathbf{S} \in \mathbb{R}^{R_1 \times R_2 \times R_3}$  是核张量。

Tucker 分解过程可以用 Zhou Z<sup>[13]</sup> 研究中的交替最小二乘法 (ALS, Alternating Least Squares) 进行迭代计算, 得到“评价指标张量”分别在生命周期、系统层级、智能功能三阶上的因子矩阵  $\mathbf{U}^{(n)}$ , 这些矩阵被认为是张量在各阶上的主分量。根据指标设计精度的要求, 可以在张量分解时改变秩的大小来调节因子矩阵的大小 ( $R_1, R_2, R_3$ ), 截断后的维数越小, 模型复杂度越小, 但精度会降低, 最佳秩的大小理论上比较难获得, 可以通过实验数据取经验值。

### 2.3 评价模型设计

首先建立企业智能制造能力评价模型的训练数据, 将智能制造能力等级进行5级划分 {非常好, 比较好, 一般, 较差, 非常差}, 每一级别收集相应的多元指标体系数据, 基于图2所示的评价指标的张量表示, 利用 Tucker 分解来进行评价模型的训练和测试验证。本文采用有监督的训练方法, 也就是先根据训练样本生成每一等级对应的训练模型, 再进行测试验证。针对每个等级下指标数据样本, 首先对每一个数据样本建立“评价指标张量”, 再进行 Tucker 分解, 从而生成对应该等级的核张量与因子矩阵。

$$\mathbf{T}_{ij} \approx \mathbf{S}_{ij} \times_1 \mathbf{U}_{ij}^{(1)} \times_2 \mathbf{U}_{ij}^{(2)} \times_3 \mathbf{U}_{ij}^{(3)}, i=1, 2, \dots, M, j=$$

$$1, 2, \dots, N \quad (7)$$

式(7)中,  $M$  为评价指标的等级, 这里划分为5级, 即  $M=5$ ,  $N$  为训练样本的个数, 对应本文实例训练中选取的制造行业工厂的个数。 $\mathbf{T}_{ij}$  为第  $i$  等级下的第  $j$  个训练样本构造的数据张量,  $\mathbf{S}_{ij}$  为对应第  $i$  等级下的第  $j$  个训练样本的核张量。

$$\mathbf{S}_{ij} = \mathbf{T}_{ij} \times_1 \mathbf{U}_{ij}^{(1)T} \times_2 \mathbf{U}_{ij}^{(2)T} \times_3 \mathbf{U}_{ij}^{(3)T}, i=1, 2, \dots, M, j=1, 2, \dots, N \quad (8)$$

最后, 对所有样本数据的核张量和因子矩阵进行平均, 得到每个评价等级对应的核张量和因子矩阵, 即:

$$\hat{\mathbf{S}}_i = \sum_{j=1}^N \mathbf{S}_{ij}, \hat{\mathbf{U}}_i = \sum_{j=1}^N \mathbf{U}_{ij} \quad (9)$$

在进行智能制造能力评价时, 对每一个待评估的“评价指标张量”构造一个待测张量  $\mathbf{T}_{\text{test}}$ , 待测张量和训练数据张量的阶数保持一致, 在每一个评价等级下对已训练好的因子矩阵进行转置后与待测张量做张量矩阵乘, 生成一个投影张量, 如下所示:

$$\mathbf{Z}_{\text{test}}^{(i)} = \mathbf{T}_{\text{test}} \times_1 \hat{\mathbf{U}}_i^{(1)T} \times_2 \hat{\mathbf{U}}_i^{(2)T} \times_3 \hat{\mathbf{U}}_i^{(3)T} \quad (10)$$

然后把  $\mathbf{Z}_{\text{test}}^{(i)}$  与训练时候生成的  $\hat{\mathbf{S}}_i$  分别进行比较, 把该测试数据归类为具有最大相似性的评价等级。本文相似性采用公式(10)进行判别。

$$d_i = \sqrt{\|\mathbf{Z}_{\text{test}}^{(i)} - \hat{\mathbf{S}}_i\|_F} \quad (11)$$

其中  $\|\cdot\|_F$  表示为 Frobenius 范数, 利用公式(3)进行计算。最终根据  $\arg \min_{i=1, 2, \dots, M} \{d_i\}$  完成评价等级的分类。

### 3 数据训练和实例分析

根据智能制造能力评价指标的5级划分 {非常好, 比较好, 一般, 较差, 非常差}, 首先邀请智能制造专家针对典型制造行业 (本文选取智能终端制造、农机制造、药品生产3个制造行业) 进行智能制造能力等级的整体评价, 在每个等级下选取3个企业作为训练数据, 另外选取1个企业作为测试数据, 亦即训练样本为  $3 \times 5 = 15$  个张量数据, 测试样本为  $1 \times 5 = 5$  个张量数据。张量中的数据是由企业制造过程的各环节相关人员对各项指标进行打分后的平均 (保留2位小数), 打分准则为五分制 {5分-非常好, 4分-比较好, 3分-一般, 2分-较差, 1分-非常差}。然后对

每一个企业根据图1智能制造体系构架及对应的图2高阶张量指标体系建立指标样本库, 3个维度  $I_1=I_2=I_3=5$ , 这样训练样本的数据量为:  $15 \times 5 \times 5 \times 5$ , 测试样本的数据量为:  $5 \times 5 \times 5 \times 5$ 。最后, 我们根据上述基于 Tucker 张量分解构建的智能制造能力评价模型进行训练和验证。

表2所示为选取的6家制造企业在生命周期的生产环节 ( $I_1=2$ ), 系统层级的5个层级 ( $I_2=$

$1,2,3,4,5$ ), 以及智能功能的互联互通 ( $I_3=3$ ) 的张量元素对应的评价等级数据。其中数值是由多名熟悉智能制造的工程人员按照5分制等级按照智能制造系统构架对评价指标张量每个元素进行打分后的平均, 亦即指标张量在  $I(2, :, 3)$  上的所有数据, 此时智能制造专家需要重点考察企业在生产环节的各系统层次上布置工业互联网的情况。

表1 制造企业评价指标张量的部分数据示例

张量元素	企业1	企业2	企业3	企业4	企业5	企业6	企业7	企业8	企业9	企业10
$I(2,1,3)$	4.87	4.11	3.55	2.55	1.34	3.11	3.44	2.63	2.44	4.33
$I(2,2,3)$	4.95	4.23	3.61	2.46	1.56	3.56	3.13	2.75	2.53	3.89
$I(2,3,3)$	4.68	3.98	3.42	2.69	1.67	3.22	3.53	2.58	2.60	3.90
$I(2,4,3)$	4.53	3.88	3.36	2.77	1.89	3.34	3.62	2.67	2.87	4.25
$I(2,5,3)$	4.45	4.03	3.14	2.91	1.22	3.03	3.30	2.89	2.74	4.14
等级	非常好	比较好	一般	较差	非常差	一般	一般	较差	较差	比较好

如图3所示高阶评价指标体系在智能制造系统的互连互通维度上的张量切片示意图, 此时所有生命周期的所有系统层次上都需要考察工业互联网的情况。实际操作中, 各交叉点上的张量元素也可以由软件管理系统收集的定量数据转换而来。

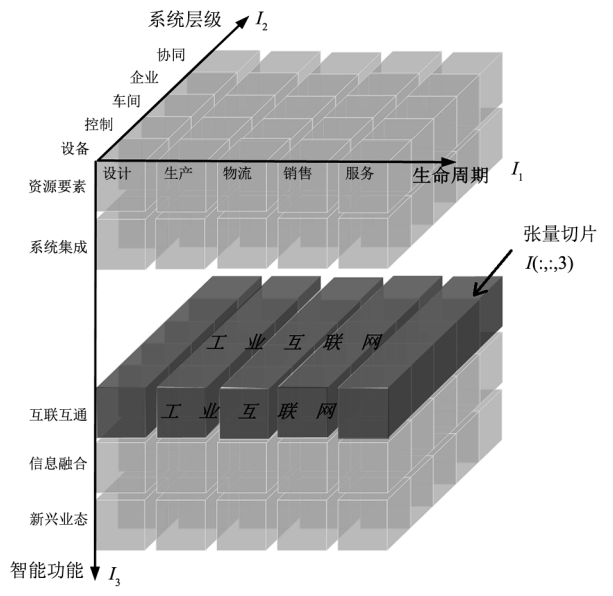


图3 高阶评价体系的张量切片示意图

表2为测试数据进过 Tucker 分解建模后的评价结果以及预测误差, 其中预测误差利用公式(10)

中的 Frobenius 范数和相似性度量进行计算。从表2的实例数据的测试结果来看, 采用 Tucker 张量分解的企业智能制造能力评价模型能够得到一致的测试结果和预期结果,  $F$  范数显示的预测误差很小 (均在1以下), 表明本文提出的评价模型的测试精度在可接受范围内, 预测模型合理、可行。

表2 评价模型的测试结果

	企业1	企业2	企业3	企业4	企业5
预期结果	一般	非常好	比较好	较差	非常差
测试结果	一般	非常好	比较好	较差	非常差
预测误差	0.6728	0.8114	0.7635	0.6068	0.7270

为了避免专家打分的主观性, 进一步可以对本文建立的“评价指标张量模型”进行细化, 每个元素列出更详细的指标, 也就是在各个子空间上进行维度的扩展, 并采用收集数据的方式给出定量数值。例如设备种类数量、网络互联程度、智能接口覆盖率等, 这些定量的数据进行转换和标准化处理后可以作为模型的训练数据, 然后用本文提出的评价模型进行处理得到更为客观的评价结果。

## 4 结 论

智能制造评价研究目前还刚起步,且大多使用矩阵或者矢量分析进行数据建模和指标综合评判,并没有考虑评价指标在立体维度上的关联性,本文将张量分析理论引入到企业智能制造能力评价指标体系的构建以及评价模型的设计中,根据三维的智能制造系统进行评价指标的高阶张量表示,利用 Tucker 张量分解进行评价等级的预测,使用 Frobenius 范数进行相似性度量,并用实例数据验证了模型设计的合理性和可行性,使得评价结果更客观和有效。根据企业的智能制造能力等级,可以统计制造行业面临的现状,制定企业未来发展计划,从而从各阶段、各层次上逐步推进智慧工厂建设。

### 参 考 文 献

- [1] 孔繁宇,吕德刚. 智能制造关键问题研究 [J]. 交通科技与经济, 2017, 19 (4): 73~76.
- [2] 国务院国发 [2015] 28 号. 中国制造 2025 [R]. 2015-05-08.
- [3] 周济. 智能制造——“中国制造 2025”的主攻方向 [J]. 中国机械工程, 2015, 26 (17): 2273~2284.
- [4] 龚炳铮. 智能制造企业评价指标及评估方法的探讨 [J]. 电

- 子技术应用, 2015, 41 (11): 6~8.
- [5] 邵坤, 温艳. 基于因子分析法的智能制造能力综合评价研究 [J]. 物流科技, 2017, 40 (7): 116~120.
- [6] 周少鹏, 马宽, 刘瑜, 等. 航天制造成熟度方法及其应用研究 [J]. 科技管理研究, 2014, (23): 115~120.
- [7] 中国电子技术标准化研究院. 智能制造能力成熟度模型白皮书 [R]. 2016-09-20.
- [8] 工业和信息化部国家标准化管理委员会. 国家智能制造标准体系建设指南 (2015 年版) [R]. 2015-12-29.
- [9] Cichocki A, Mandic D, De Lathauwer L, et al. Tensor Decompositions for Signal Processing Applications From Two-way to Multiway Component Analysis [J]. Signal Processing Magazine IEEE, 2014, 32 (2): 145~163.
- [10] Vlasic D, Brand M, Pfister H, et al. Face Transfer With Multilinear Models [J]. ACM Transactions on Graphics, 2005, 24 (3): 426~433.
- [11] Miwakeichi F. Decomposing EEG Data Into Space-time-frequency Components Using Parallel Factor Analysis [J]. NeuroImage, 2004, 22 (3): 1035~1045.
- [12] Zeng H J, Liu H, Sun J T, et al. CubeSVD: A Novel Approach to Personalized Web Search [C]. Proceedings of the 14th International World Wide Web Conference, 2005: 382~390.
- [13] Zhou Z. Survey of Current Progress in BP Neural Network [J]. Shanxi Electronic Technology, 2008, (2): 90~92.

## Research on Evaluation Model of Enterprise Intelligent Manufacturing Capacity Based on High Order Tensor Analysis

Yi Weiming<sup>1</sup> Dong Peiwu<sup>1</sup> Wang Jing<sup>2</sup>

- (1. School of Management and Economics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;
2. School of Information and Electronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

[Abstract] Intelligent manufacturing is the main direction of “China Manufacturing 2025” and is essential to the long-term development of manufacturing enterprises. How to judge the enterprise’s intelligent manufacturing capacity is the primary problem. Based on the tensor theory, this paper firstly establishes the three-dimensional index system of the enterprise’s intelligent manufacturing capability referring to the standard China’s intelligent manufacturing system architecture. Then the evaluation model is constructed based on the Tucker decomposition. Finally, the training of the model is given with the actual data. The process and test results indicate that the model has the feasibility and good evaluation results, to provide a basis for accurately measuring the enterprise’s intelligent manufacturing capacity.

[Key words] intelligent manufacturing; tensor analysis; Tucker decomposition; evaluation model; Frobenius norm; stereoscopic dimensions

(责任编辑: 史琳)