

基于 PSO-ELM 的中小企业智能制造能力成熟度模型的构建与应用

韩玲玲¹, 高 亮¹, 杨敬辉²

(1. 上海第二工业大学 资源与环境工程学院, 上海 201209;
2. 上海第二工业大学 智能制造与控制工程学院, 上海 201209)

摘要:在充分考虑目前中小企业智能制造升级转型现状的情况下,结合 PSO-ELM 算法构建由精益化、自动化、数字化、智能化以及互联化 5 个发展阶段组成的中小企业智能制造能力成熟度评估模型。并对调研获得的 137 份中小企业有效数据进行分析,证明该模型对中小企业智能制造发展路径划分是合理的,同时从 PSO-ELM 算法的训练测试结果来看,相对于现有标准模型,该模型对中小企业智能制造能力成熟度模型的评估准确性更高。

关键词:智能制造能力;极限学习机(ELM);粒子群算法(PSO);精益化

中图分类号:F424 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-1807(2023)07-0074-07

近年来,随着智能制造的推广与实施,国内越来越多的企业尝试进行智能制造的升级转型,但很多企业在面对设备与人、先进技术与先进文化以及智能制造理论与先进管理理论的融合等问题时显得无从下手^[1]。基于此,不少学者基于成熟度理论提出智能制造能力成熟度模型对企业智能制造实施情况进行评估,期望为企业实施智能制造提供启示。

肖吉军等^[2]将企业的管理、创新、供应链物流以及信息互联互通这 4 个能力要素作为出发点,构建了智能制造能力成熟度评估指标体系。任崑等^[3]结合石化行业特点,以智能制造参考架构和智能工厂建设实践经验为基础,从智能和业务两个维度着手,提出了国内首个石化行业的智能制造能力成熟度模型。苏青福等^[4]结合汽车行业特点以及国内外各智能制造能力成熟度模型的应用案例,在人员、技术、资源和制造 4 个能力要素的基础上,加入了文化、供应链以及物流能力域,优化并完善了研发、生产和销售 3 个指标,建立了汽车行业的智能制造能力成熟度评价指标体系。易伟明等^[5]采用高阶张量分析方法对企业智能制造能力进行评估,使的衡量企业智能制造能力的各项指标在空间上保持一定的相关性,更好地为企业向智能制造发展指明前进的方向。丁雪红^[6]利用德尔菲法和相关性分析法

构建智能制造能力成熟度模型并通过 FASSA-BP (用萤火虫算法优化的麻雀搜索算法进行优化的 BP 神经网络算法)神经网络算法对企业智能制造能力进行评估。徐新新和孝成美^[7]利用模糊综合评价法进行智能制造能力成熟度模型的研究。任俊飞等^[8]以机械制造企业为背景,采用层次分析法和二级模糊综合评判法相结合的方法对企业智能制造能力成熟度水平进行评估。

综上所述,针对智能制造能力水平评估问题的研究,目前国内主要从指标体系以及评价方法两个方面来进行,已经取得了一定的研究成果,但仍然处在不断摸索探究的阶段,存在以下两方面问题仍然需要完善:

1)针对目前现有的研究发现,在已有的企业智能制造能力成熟度模型的研究多数评价标准以及等级设置仅对于有一定制造和管理基础的企业有指导作用,而对于基础相对薄弱的中小企业却难以适用,很难起到有效的指导作用,这些企业难以从中找到适合自己的起点。因此建立适用于中小企业智能制造能力成熟度评价的评价模型,对于完善现有的研究有着巨大的现实意义。

2)除了评价体系的研究,评价方法也是目前的比较热门的研究重点,在已有研究中大多数采用比

收稿日期:2022-11-02

作者简介:韩玲玲(1995—),女,河南周口人,上海第二工业大学资源与环境工程学院,硕士研究生,研究方向为智能制造;高亮(1993—),男,江苏南通人,上海第二工业大学资源与环境工程学院,硕士研究生,研究方向为智能制造;通信作者杨敬辉(1968—),女,上海人,上海第二工业大学智能制造与控制工程学院,教授,博士,硕士研究生导师,研究方向为 ERP、智能制造。

较传统的评价方法,例如层次分析法、模糊理论等。但这些方法具有工作量大、且复杂烦琐、花费较多时间等缺陷。因此本文采用 PSO-ELM 算法作为评估方法以此提高评估效率。

1 中小企业智能制造能力成熟度模型的构建

依据评价指标体系的构建原则和方法^[9],结合中小企业在实施智能制造过程中的特点,构建中小企业智能制造能力成熟度模型^[10]。在调研中发现中小型企业往往面临的第一个问题就是生存问题,因此降本增效是企业的首要任务,精益生产能够很好地帮助企业进行降本增效并持续优化。欧阳生和孔德洋在精益智能制造中也提到精益是企业走向智能制造的必经之路^[11],因此企业精益化是影响企业智能制造发展的重要因素。从目前企业实施智能制造的经验来看,自动化是实施过程中的必经之路,现阶段中小企业的自动化实施主要聚焦在“机器换人”方面,通过对现阶段企业“机器换人”效果来看其实际效果并不理想,因此如何有效发展企业自动化也是发展智能制造的重要途经。从国家工信部公布的“2015 年智能制造试点示范专项行动”中有关智能制造以及数字化的相关定义中可以看出,企业信息化数字化是通往智能化的基础,但对于绝大多数中小企业缺乏信息化、数字化经验,因此需要对企业数字化信息化的发展进行指导评估。从智能制造的定义中可以看出,智能制造最终分为企业内部智能化(智能工厂)以及企业外部智能化(互联化),相较于整条供应链的互联,完成企业内部各流程的智能化相对容易,因此将智能化作为第 4 个发展阶段,互联化作为第 5 个发展阶段。综上所述企业智能制造的发展可以划分为精益化、自动化、数字化、智能化、互联化 5 个阶段。

本文在参考精益智能制造理论、精益能力成熟度模型、数字化成熟度评价模型、国家智能制造能力成熟度模型的基础上,进行评价指标的选择。将精益化、自动化、数字化、智能化、互联化 5 个发展阶段作为评价指标体系中的一级指标,并在涵盖了已有的智能制造评价要素的基础之上进一步分析得到 10 个二级指标和 30 个三级指标。评价指标及其符号见表 1。评估模型等级设置参考了现有智能制造能力成熟度模型内容重新定义了等级划分标准,评估等级按照由低到高的顺序划分为 5 级,分别是一级(已规划级)、二级(规范级)、三级(集成级)、四级(优化级)和五级(引领级)^[12],如图 1 所示。

表 1 智能制造能力成熟度评价指标体系

一级指标	二级指标	三级指标
精益化 A	经济 A ₁	成本管理 A ₁₁
		OEE(设备综合效率)A ₁₂
	生产 A ₂	计划与调度 A ₂₁
		质量控制 A ₂₂
		采购管理 A ₂₃
		生产作业 A ₂₄
		仓储配送 A ₂₅
		设备管理 A ₂₆
	人员 A ₃	组织战略 A ₃₁
		人员技能 A ₃₂
	系统 A ₄	标准化能力 A ₄₁
		设计能力 A ₄₂
		供应商管理 A ₄₃
		客户管理 A ₄₄
		产品服务 A ₄₅
		销售 A ₄₆
	环境 A ₅	能源管理 A ₅₁
		废物分类与处理 A ₅₂
		安全与环保 A ₅₃
自动化 B	自动化 B ₁	自动化程度 B ₁₁
		自动化改造收益 B ₁₂
数字化 C	数据 C ₁	数据采集与存储 C ₁₁
		数据的分析与应用 C ₁₂
		数据安全 C ₁₃
	集成 C ₂	系统集成 C ₂₁
智能化 D	智能设施 D ₁	智能化硬件 D ₁₁
		智能化软件 D ₁₂
互联化 E	互联化 E ₁	实实互联 E ₁₁
		实虚互联 E ₁₂
		网络安全 E ₁₃

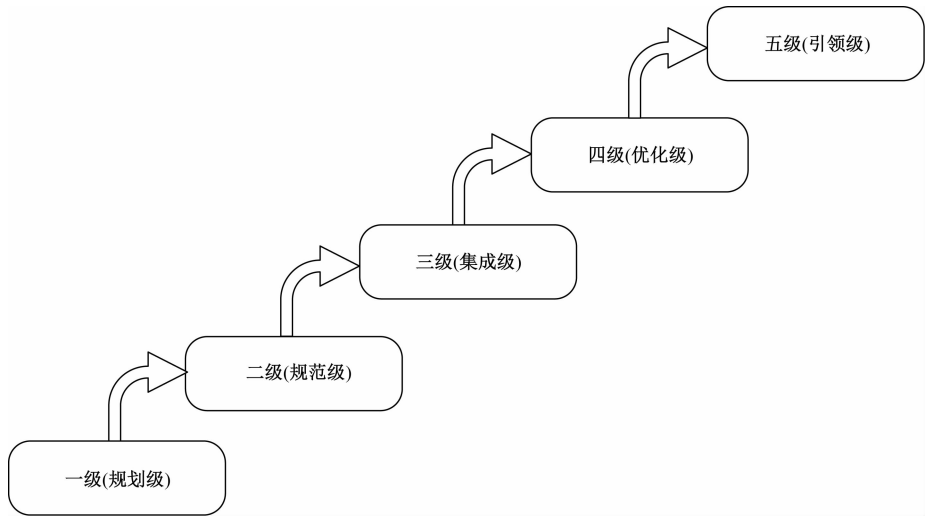
一级(规划级):企业开始对实施精益化生产和管理进行战略规划,并且能够对核心业务实施流程化的管理。

二级(规范级):企业已经开始实施精益生产,并采用了自动化技术完成对企业的核心业务、核心装备的自动化改造和规划。

三级(集成级):企业实施了一段时间精益生产,完成产线整体自动化改造并开始实施了信息化、数字化技术,能够对单一业务进行数据分析和共享,部分业务完成了信息系统集成。

四级(优化级):企业精益水平已处在行业领先水平,大多数车间已完成自动化改造,完成核心业务间的信息系统集成,并对此进行预测和优化。开始逐步完善整厂所有数据的互联互通和共享,投入相关的智能软件、智能硬件,开始建立 CPS(信息物理系统)。

五级(引领级):企业精益水平以达到行业顶级,工厂已全面完成自动化改造,企业内部系统全面集成,数据的使用分析范围已全面覆盖整个企



图片来源:GB/T 39116—2020
图 1 评估等级

业,各类生产资源都得到最大化有效利用,所有设备之间实现互联互通以及自我反馈和优化,企业打通上下游供应链,将整个产业链互联,再建立互联平台,形成生态圈,在物理世界实现万物互联实实协同,创造一个完整的虚拟 CPS 镜像以实现虚实协同。

2 PSO-ELM 算法

极限学习机(extreme learning machine, ELM)是一种前馈型神经网络模型,由黄广斌提出^[13]。由于其拥有较强的鲁棒性、优良的泛化能力、比较强的通用性和客观性,因此该算法在各邻域中的预测和评价两个方面都拥有良好的现实应用价值^[14]。

粒子群优算法(particle swarm optimization, PSO)刚开始是受到鸟类捕食行为的启发,提出的一种智能优化算法^[15],由于其简单且易于实现,因此在函数优化、神经网络训练、模糊控制等多个领域得到广泛的应用,并且取得了不错的优化效果^[16]。PSO 对 ELM 具体优化流程如图 2 所示,其主要目的是对 ELM 神经网络模型中的输入层与隐含层的连接权值和隐含层的阈值的取值进行优化^[17]。

2.1 实验环境

1)硬件方面:一台具有 Intel(R) Core(TM) i7-8550U CPU 的电脑,其内存容量为 8 GB。

2)软件方面: Windows10 64bit, 利用 MATLAB 2020b 试用版软件平台搭建智能制造能力成熟度评价模型。

2.2 网络结构设计

1)输入层。本文将三级评价指标对应的分数

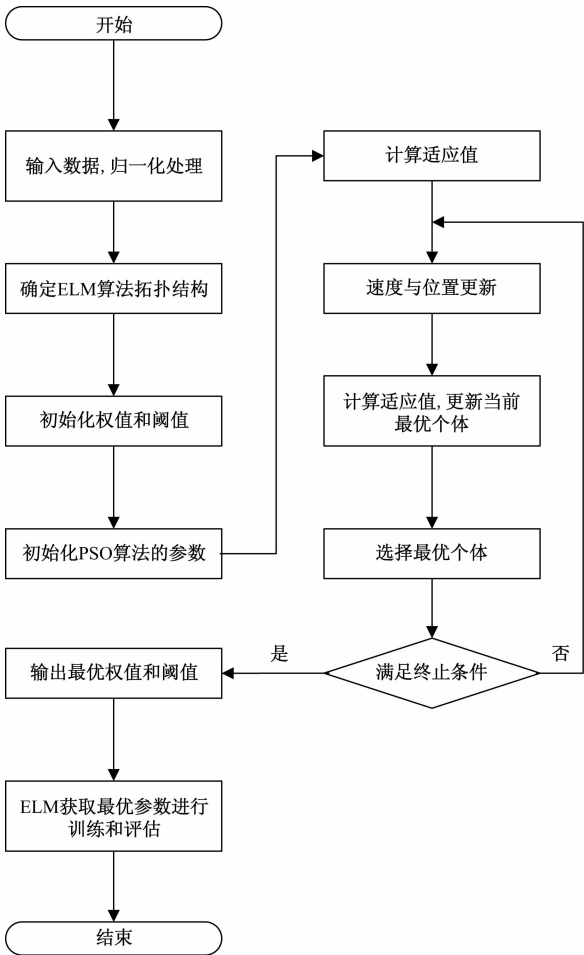


图 2 PSO-ELM 算法流程

作为网络模型的输入。每个输入层神经元节点对应一个三级评价指标。因此,本文的三级评价指标数量为 30 个,所以对得输入层神经元个数也为

30 个。

通过实际调研以及评分标准将这 30 个评价指标量化为确定的样本数据,以作为输入数据。因此输入层向量表示为 $\mathbf{X}=(x_1,x_2,\cdots,x_{30})$ 。

2)输出层。输出层变量对应中小企业智能制造能力成熟度综合得分,输出值只有一个。因此网络结构中的输出层的节点数量为 1。所以输出层向量表示为 $\mathbf{Y}=(y_1)$ 。

3 数据获取

3.1 指标的量化

运用已确定的智能制造能力成熟度评价指标体系设计问卷,使题项与指标体系相对应,以便收集样本数据。在问卷调查表中,一个问题代表一个三级指标,而其选项则反映指标的成熟度,并按照等级大小,选项依次递进。问卷调查表总共有 30 个题目,这 30 道题目分别对应 30 个三级级评价指标。在每道题目下,设有 1~5 个等级的评估标准,根据实际情况对比成熟度模型设置的等级要求对三级指标进行打分评价,为方便后期整体加权计算各指标得分取值为 0~1,其基本规则见表 2。

表 2 成熟度满足程度以及对应得分

成熟度满足程度	得分
完全满足	1
大部分满足	0.8
部分满足	0.5
少部分满足	0.2
不满足	0

三级指标的得分为该指标实际情况对比设置的等级要求每个对应等级所得分的总和,该等级得分达到 0.8 分及大部分条件满足的情况下,才能对更高等级进行评价打分。

$$IM = \sum_1^n L$$

(1)

式中:IM 为该指标最终得分;L 为对应等级得分;n 为参与打分的等级数。所以经过实际打分从而得到样本数据,其对应为每个评价指标的评价值。因此,样本数据反映评价指标,从而将评价指标定量化。

3.2 指标权重确定

针对指标权重模糊、难以分配的问题^[18],将所有三级评价指标对企业智能制造能力成熟度的影响程度视为相同,即设定三级指标权重相同。二级指标权重为其下属的三级指标数占有三级指标数之比。同理一级指标权重则按照其对应二级指标数占所二级级指标数之比。

3.3 结果计算

根据各指标得分结合权重进行加权求和得出最后得分,并判断整体智能制造能力成熟度等级,其判断标准见表 3。计算方法为

$$IMM = \sum_i \omega_i [\sum_{j=J} \omega_{ij} (\sum_{k=K} \omega_{ijk} IM_{ijk})]$$

(2)

式中:IMM 为最终的综合评估分数; ω_i 、 ω_{ij} 、 ω_{ijk} 分别为各一级、二级、三级指标的权重;IM_{ijk} 为各三级指标对应的分数,其中 i、j、k 分别对应各级指标的数量。

表 3 智能制造能力成熟等级评判标准

等级	得分
5	[4.8,5.0]
4	[3.8,4.8)
3	[2.8,3.8)
2	[1.8,2.8)
1	[0.8,1.8)

4 实例分析

通过企业调研结合评价指标量化标准获取数据。收集到的数据有助于通过了解智能制造企业在各个评价指标的发展水平来详细支撑案例研究。本文共计走访调研了浙江省某县的 140 家中小型制造企业。其中有效数据为 137 份。

4.1 模型阶段划分的合理性验证

按照确定好的权重计算企业得分,各阶段评估得分见表 4。

通过对各阶段得分计算发现,137 家中小企业智能化以及互联化能力均处于一级水平,尚不具备相关能力以及发展条件,因此智能化以及互联化得分不具备分析价值。将样本数据的前 3 个阶段数据进行分析。前 3 个阶段数值变化曲线如图 3 所示,从图 3 中可以看出,3 个阶段的变化趋势几乎一致,并且精益化能力较高的企业大多数其自动化、数字化能力相较于其他企业也较高。接着对精益化、自动化、数字化样本数据进行相关性分析,其结果见

表 4 各阶段评估得分

企业编号	精益化	自动化	数字化	智能化	互联化
1	1.65	1.75	1.63	1	1
2	1.89	2.00	1.91	1	1
3	1.97	2.00	1.78	1	1
...	...	...	...	1	1
135	2.10	2.00	2.00	1	1
136	1.85	1.90	1.82	1	1
137	1.69	1.75	1.69	1	1

表 5。从表 5 中可知精益化、自动化、数字化之间相关系数均大于 0.6。根据相关性系数判断标准(表 6),精益化、自动化、数字化之间关系紧密。因此针对中小企业智能制造能力成熟度采用分阶段的方式进行评估是合理的,从而证明了中小企业按照精益化、自动化、数字化等 5 个阶段的方式发展智能制造是可行的。

表 5 精益化、自动化、数字化相关性分析结果

指标	精益化	自动化	数字化
精益化	1		
自动化	0.635**	1	
数字化	0.686**	0.732**	1

注:**表示在 0.01 水平上显著相关。

表 6 相关系数判断标准

相关系数	判断结果
≥ 0.7	关系非常紧密
$0.4 \sim 0.7$	关系紧密
$0.2 \sim 0.4$	关系一般
≤ 0.2	关系较弱

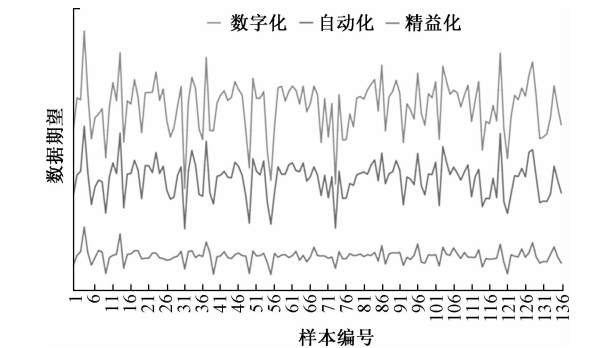


图 3 精益化、自动化、数字化样本数据期望值变化曲线

4.2 模型在中小企业评估中的优越性验证

为了进一步验证模型在中小企业智能制造能力成熟度评估中的优越性,再次通过加权求和方式计算综合评分,评估结果见表 7。同时利用国家工信部发布的智能制造能力成熟度模型对调研的 137 家中小企业进行评估,参考现行的标准模型等级评估标准以及该模型对应的智能制造能力成熟评估方法^[19],同样对 137 家中小企业进行量化评估,其最终结果见表 8。对上述两种模型的评估结果进行分析,其数据变化曲线图如图 4 所示。

从图 4 中可知使用现行标准模型的评估结果难以区分企业之间的差距,判断中小企业发展的水平。而用本文建立的评估模型能够明显区分不同企业的发展水平,因此从验证结果来看,都显示了

本模型在中小企业智能制造能力成熟度评估中的优越性及适用性。

表 7 样本数据的期望输出值

企业编号	综合得分	企业编号	综合得分	企业编号	综合得分
1	1.54	...	...	131	1.56
2	1.74	...	...	132	1.58
3	1.75	126	1.68	133	1.57
4	2.21	127	1.67	134	1.62
5	1.78	128	1.88	135	1.70
6	1.46	129	1.99	136	1.62
...	...	130	1.61	137	1.57

表 8 国家标准模型评估结果

企业编号	综合得分	企业编号	综合得分	企业编号	综合得分
1	0.86	...	...	131	0.85
2	0.93	...	...	132	0.83
3	0.93	126	0.93	133	0.89
4	1.08	127	0.96	134	0.96
5	0.95	128	1.00	135	0.98
6	0.86	129	1.05	136	0.89
...	...	130	0.93	137	0.86

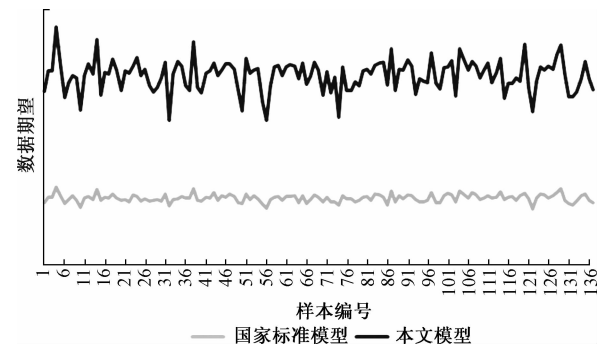


图 4 国家标准模型与本文模型结果对比

4.3 PSO-ELM 模型训练与测试

4.3.1 数据集划分

本文收集 137 份有效数据,将前 100 份作为训练数据集样本,将剩下的 37 份作为测试数据集样本。

4.3.2 PSO-ELM 模型训练

使用 MATLAB2020b 试用版作为 PSO-ELM 神经网络模型训练和仿真的平台。将训练数据输入到 PSO-ELM 程序中训练,得到 PSO 优化迭代图,如图 5 所示。由图 5 可知迭代次数到达 60 次之后,误差值趋于水平。

4.3.3 PSO-ELM 模型测试

将 37 组测试数据输入到已经训练好的 PSO-ELM 神经网络中,进行 PSO-ELM 神经网络的仿真,仿真结果如图 6 所示。

由图 6 可以看到,优化后的 ELM 算法相较于优化前的预测结果,其准确度更高,误差相对更低。并且优化后的回归系数 R^2 较原始模型非常接近于 1,这表明 PSO-ELM 模型的评价效果非常好。从

表 9 测试集样本的模型输出值与真实值相对误差对比结果可以得出,PSO-ELM 评价模型误差较小,等级划分结果也完全吻合,这也说明了该算法在智能制造能力成熟度评估中具有一定的准确性和可行性。

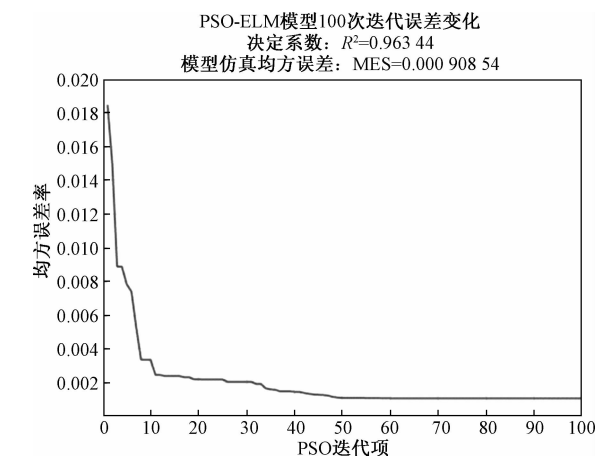


图 5 PSO 优化迭代图

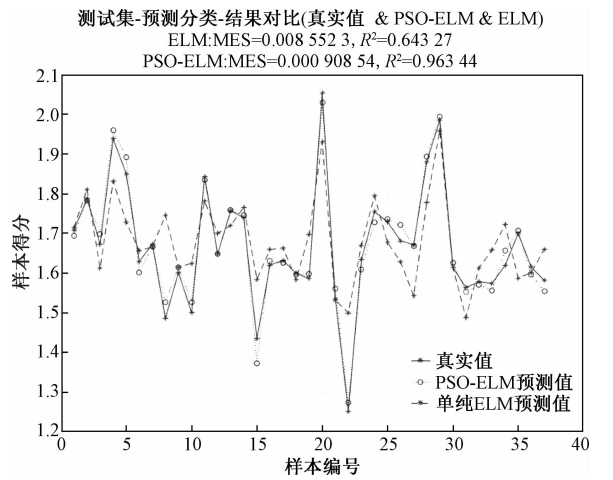


图 6 算法仿真结果

表 9 样本的真实值与 PSO-ELM 模型评价值相对误差

测试集	真实值	等级	优化模型评价值	等级	相对误差	是否正确
1	1.71	1	1.693	1	0.00994152	是
2	1.79	1	1.783	1	0.00391061	是
3	1.67	1	1.699	1	0.01736527	是
4	1.94	2	1.959	2	0.00979381	是
5	1.85	2	1.891	2	0.02216216	是
6	1.63	1	1.601	1	0.01779141	是
7	1.68	1	1.666	1	0.00833333	是
8	1.49	1	1.527	1	0.02483221	是
9	1.60	1	1.614	1	0.00875000	是
10	1.50	1	1.527	1	0.01800000	是
11	1.84	2	1.835	2	0.00271739	是
12	1.65	1	1.648	1	0.00121212	是
13	1.76	1	1.758	1	0.00113636	是
14	1.74	1	1.745	1	0.00287356	是
15	1.43	1	1.372	1	0.04055944	是
16	1.62	1	1.630	1	0.00617284	是
17	1.63	1	1.625	1	0.00306748	是
18	1.60	1	1.596	1	0.00250000	是
19	1.59	1	1.597	1	0.00440252	是
20	2.05	2	2.029	2	0.01024390	是
21	1.54	1	1.560	1	0.01298701	是
22	1.25	1	1.273	1	0.01840000	是
23	1.63	1	1.609	1	0.01288344	是
24	1.75	1	1.728	1	0.01257143	是
25	1.73	1	1.737	1	0.00404624	是
26	1.68	1	1.721	1	0.02440476	是
27	1.67	1	1.667	1	0.00179641	是
28	1.88	2	1.893	2	0.00691489	是
29	1.99	2	1.994	2	0.00201005	是
30	1.61	1	1.626	1	0.00993789	是
31	1.56	1	1.553	1	0.00448718	是
32	1.58	1	1.570	1	0.00632911	是
33	1.57	1	1.557	1	0.00828025	是
34	1.62	1	1.657	1	0.02283951	是
35	1.70	1	1.706	1	0.00352941	是
36	1.62	1	1.596	1	0.01481481	是
37	1.58	1	1.554	1	0.01645570	是

5 结论

本文针对中小型企业的智能制造能力成熟度评价问题,从指标体系以及评估方法两个方面开展研究。通过实际调研获得 137 家中小企业智能制造能力成熟度有效数据,并对数据进行分析,通过对模型中划分的精益化、自动化、数字化 3 个阶段的实际评估结果以及相关性分析,证实了按照发展阶段构建的智能制造能力成熟度模型是合理有效的。同时使用现行的标准评价模型对 137 家企业进行智能制造能力成熟度评估,并与本文模型的评估结果进行对比,结果表明本文建立的模型能够有效区分不同发展水平中小企业的智能制造发展情况,因此本文建立的模型相较于现行标准在中小企业智能制造能力评估具有优越性。此外本文利用 PSO-ELM 算法进行训练测试,实验结果表明 PSO-ELM 算法在中小企业的智能制造能力成熟度评估中具有一定的准确性和可行性。

参考文献

[1] 余庆泽,毛为慧,袁泽沛,等. 工业 4.0 下智能制造与精益生产思想相关研究评述与技术路线[J]. 河南科技,2019(20):61-63.

[2] 肖吉军,郑颖琦,徐洁萍. 基于 AHP 与 DHNN 的智能制造成熟度评估模型研究[J]. 系统科学学报,2020,28(2):105-110.

[3] 任崑,索寒生,招庚,等. 石化行业智能工厂能力成熟度模型研究[J]. 计算机与应用化学,2019,36(3):247-254.

[4] 苏青福,刘双虎,董方岐,等. 汽车行业智能制造能力成熟度评估指标研究[J]. 信息技术与标准化,2021(S1):37-43.

[5] 易伟明,董沛武,王晶. 基于高阶张量分析的企业智能制

造能力评价模型研究[J]. 工业技术经济,2018,37(1):11-16.

[6] 丁雪红. 基于 FASSA-BP 算法的智能制造能力成熟度评价研究[D]. 淮北:淮北师范大学,2021.

[7] 徐新新,孝成美. 智能制造能力评价体系研究[J]. 智慧工厂,2018(6):4.

[8] 任俊飞,吴立辉,鱼鹏飞,等. 机械制造企业智能制造能力成熟度评价研究[J]. 科技创新与应用,2020(2):55-56,58.

[9] 吴文文. 离散型制造企业智能制造能力评价研究[D]. 杭州:杭州电子科技大学,2018.

[10] 高亮,吉敏,杨敬辉. 中小企业智能制造能力成熟度模型[J]. 科技管理研究,2022,42(6):36-42.

[11] 欧阳生,孔德洋. 精益智能制造[M]. 北京:机械工业出版社,2018:65-87.

[12] 于秀明,郭楠,王程安,等. 智能制造能力成熟度模型研究[J]. 信息技术与标准化,2016(5):39-42.

[13] HUANG G B,ZHU Q Y,SIEW C K. Extreme learning machine: a new learning scheme of feedforward neural networks[C]//2004 IEEE International Joint Conference on Neural Networks. Budapest:IEEE,2004:985-990.

[14] 陈丽芳,代琪,付其峰. 基于粒计算的极限学习机模型设计与应用[J]. 计算机科学,2018,45(10):59-63.

[15] 马立新,王丽雅,董昂. 基于粒子群的差分花朵授粉算法的无功优化[J]. 控制工程,2019(4):613-618.

[16] 李伟,郭红利,乔凤娟,等. 基于 PSO 的 ELM 集成学习算法研究[J]. 齐鲁工业大学学报,2018,32(5):32-38.

[17] 徐岩,李宁宁. 双层 PSO-ELM 融合室内定位算法[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版),2021,54(1):61-68.

[18] 丁雪红,石莉,李敏,等. 基于 BP 神经网络的智能制造能力成熟度评价研究[J]. 青岛大学学报(自然科学版),2019,32(3):20-25,30.

[19] 于秀明,周平,郭楠,等. 智能制造能力成熟度评估方法:GB/T 39117—2020[S]. 北京:中华人民共和国工业和信息化部,2020:1-8.

Construction and Application of Intelligent Manufacturing Capability Maturity Model for Small and Medium-sized Enterprises Based on PSO-ELM

HAN Lingling¹, GAO Liang¹, YANG Jinghui²

(1. School of Resource and Environmental Engineering, Shanghai Polytechnic University, Shanghai 201209, China;
2. School of Intelligent Manufacturing and Control Engineering, Shanghai Polytechnic University, Shanghai 201209, China)

Abstract: Under the condition of fully considering the current status quo of the upgrading and transformation of intelligent manufacturing of small and medium-sized enterprises, intelligent manufacturing is divided into five development stages of lean, automation, digitalization, intelligence and interconnection, so as to build an index system and combine PSO-ELM algorithm to build an evaluation model for the maturity of intelligent manufacturing capabilities of small and medium-sized enterprises. At the same time, 137 valid data of small and medium-sized enterprises are obtained in the form of enterprise surveys and it is proved that this model is reasonable as the development path of intelligent manufacturing of small and medium-sized enterprises in accordance with the five stages of lean, automation, digitalization, intelligence and interconnection, and is more suitable for small and medium-sized enterprises than the existing standard model, and from the training test results of PSO-ELM algorithm, the algorithm is feasible and accurate for the evaluation of the maturity model of intelligent manufacturing capabilities of small and medium-sized enterprises.

Keywords: capability maturity of intelligent manufacturing; extreme learning machine(ELM); particle swarm optimization(PSO); lean