

基于遗传算法的离散型生产线产能评估方法研究

金涛, 孙新月, 刘正勇, 唐飞熊, 廖旭

(中国电子科技集团公司第二十九研究所, 四川 成都 610066)

摘要:提出一种基于遗传算法的生产线产能评估方法,对于离散型生产线产能评估具有较好的精度。首先基于产能对生产线开展详细分析,构建产能评估指标体系,再基于模糊层次分析原理构建产能评估模型,以实现离散型生产线产能的预测。不同于传统产能评估指标体系主要依靠专家经验,构建的遗传算法模型基于历史实测数据,计算得到各指标权重最优值,因此产能评估模型更符合实际生产线。通过实例验证,基于遗传算法的生产线产能评估方法可将预测误差控制在15%以内;且与传统建模方法相比,最大可降低38.35%,模型预测偏差率得到明显下降。

关键词:产能评估;离散型生产线;层次分析法;模糊评判;遗传算法

中图分类号: TP183

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2025)12-0183-06

Discrete production line capacity evaluation method based on genetic algorithm

JIN Tao, SUN Xinyue, LIU Zhengyong, TANG Feixiong, LIAO Xu

(Southwest China Research Institute of Electronic Equipment, Chengdu 610066, China)

Abstract: To ensure the accuracy of discrete production line capacity evaluation, a production line capacity evaluation method based on genetic algorithm is proposed in this paper. The production line is analyzed and the production capacity evaluation index system was built, a production capacity evaluation model through the principle of fuzzy analytic hierarchy process is established to predict the production capacity of discrete production lines. Aiming at the problem that the capacity evaluation index system mainly relies on expert experience, the genetic algorithm model is constructed using historical data to obtain the optimal value of index weight, so that the capacity evaluation model is more in line with the production line. The effectiveness and accuracy of the algorithm are verified through examples. The results show that the production line capacity evaluation method based on genetic algorithm can control the prediction deviation within 15%, and compared with the traditional method, and the maximum can be reduced by 38.35%, the prediction deviation rate of the model is significantly reduced.

Keywords: capacity evaluation; discrete production line; analytic hierarchy process; fuzzy evaluation; genetic algorithm

0 引言

随着电子产业的蓬勃发展,对电子产品的需求持续攀升,这导致了相关企业在生产任务量上的不断增加,进而凸显出当前生产线产能与企业生产需求之间的矛盾愈发显著。合理且客观地评估生产能力,成为了指导企业优化生产布局及实施技术改造的关键参考依据^[1-2]。当前,电子制造业普遍倾向于采用离散式生产线模式,而此类生产线的生产能力特征表现为复杂性、多层次结构、开放特性及动态变化等,这为其产能评估带来了极大的挑战^[3]。然而,实施有效的产能评估机制,能够助力企业精准把握生产线的实际生产能力,并以此为基础实现生产任务的智能化调度,有助于推动资源的更高效配置,提升企业面对激烈市场竞争时的整体竞争优势^[4]。鉴于此,对离散式生产线产能评估问题的深入探究显得尤为关键。

在产能评估的广阔领域里,国内外研究者已进行了大量的探索。具体而言,刘小玲等^[5]针对订单导向型生产模

式,运用 Dijkstra 算法创新性地提出了一种能够迅速评估车间动态产能的新途径,通过构建工序数学模型并运用改良算法全面评估订单,实现了生产能力的动态量化;王昆鹏^[6]针对中小企业定制化生产的特性,结合具体案例分析,建立了产能柔性评估指标体系及模糊逻辑准则,进而设计并实施了一套面向中小企业的产能柔性评价系统。而赵银平等^[7]则基于工时算法与粗糙集理论,采用 ASP 编程技术与 SQL Server 数据库技术,研发了一款针对离散型生产线的产能评估系统;王佩珊等^[8]针对油气田开发产能评估,提出一种基于偏最小二乘回归的快速评估方法,简化了模型构建与求解流程,能够预测增产潜能并据产量需求确定施工参数;李江等^[9]则采用仿真技术评估生产线产能,优化了产能规划仿真与生产线布局仿真流程,显著提升了生产线效率;刘大成等^[10]在现有数据采集、统计与分析基础上,通过自顶向下的生产过程冲突消解及作业测定方法,采用自底层向上的资源参数集精简方法,完成了对当前生产能力的量化评估及潜能预估。综上所述,产能评估主要涵盖生产系统建模、仿真分析与历史数据估算三大类方法。然而,这些方法仍存在若干不足:首先,在生产

* 基金项目:国家重点研发计划(2020YFB1710300)

收稿日期:2024-01-11

系统建模时,模型维度的赋值与隶属函数准确性高度依赖专家经验,且未充分考量产线当前负荷,导致闲置产能评估精确度受限;其次,生产线仿真模型与实际生产情况存在较大偏差,尤其在离散制造领域,由于边界条件复杂多样,常出现边界定义模糊或缺失的问题,且为确保模型真实性,需耗费大量精力收集与分析真实有效数据;最后,历史数据与当前任务规模、紧急程度紧密相关,工序(或设备)实际可用产能与历史数据可能不匹配,依据历史工序产能数据进行资源优化配置易导致瓶颈工序误判。此外,历史数据通常以年度为单位记录,较长的时间跨度可能削弱评估准确性。

针对当前产能评估中存在的种种问题,本文提出了一种创新的解决方案,即运用遗传算法来评估离散型生产线的产能,形成了一种全新的评估策略。与既往方法相区别,该策略紧密围绕生产线实际运作状况,构建了一套全面的产能评估指标体系,并借助模糊层次分析法的原理来构建产能评估模型。在此基础上,通过引入历史实测数据对模型进行深度优化,力求使产能预测结果与实测数据之间的偏差降至最低,从而提升产能评估模型的计算精确度。最终,利用这一经过优化的产能评估模型,精准预测企业生产线的产能状况,为企业的相关整改措施提供科学指导。

1 产能评估模型构建

1.1 离散生产线产能计算

针对离散型生产线,其实际可利用的产能是在特定的成本限制、生产模式及工艺流程框架下,通过合理调配可用的熟练操作工人及设备资源,在单位时间内所能生产的某一产品的最大数量。一般而言,生产线分为人工为主和设备为主的两种模式,这两种模式下的可利用产能计算方法存在区别。对于以人工为主的生产线,其可利用产能的计算公式为

$$CA = \sum_{\text{时段}} \sum_{\text{线别}} WP \times TB \times WD \times R_p \times PT \quad (1)$$

式中,WP为班次编制人数(人);TB为每班工作小时数(小时);WD为工作天数; R_p 为目标出勤率(%);PT为目标生产力(%)。对于以设备为主的生产线,其可用产能的计算公式为

$$CA = \sum_{\text{时段}} \sum_{\text{线别}} WP \times TB \times R_p \times PT \quad (2)$$

式中,WP为编制台数(台);TB为时段工作小时数(小时); R_p 为机械目标开工率;PT为目标生产力(%)。

在生产线产能评估流程中,常选取一款典型产品作为基准,依据标准工时将其余产品的产量转化为该基准产品的等效产量,以此为基础进行产线产能的预估^[11]。基准产品产能具体计算公式为

$$M_o = \frac{F \times S}{t_o} \quad (3)$$

式中, F 为单位设备全有效工作时间; S 为工序设备的数量; t_o 为单件基准产品标准工时。产线中产品计划产量通常利用代表产品进行替代,其中,产品换算系数为

$$K_v = \frac{t_v}{t_o} (v = 1, 2, \dots, m) \quad (4)$$

式中, K_v 为第 v 种产品的换算系数; t_v 为第 v 种产品的单件标准工时; t_o 为单件基准产品标准工时。基准产品产量计算公式为

$$Qd_v = Q_v \times K_v (v = 1, 2, \dots, m) \quad (5)$$

式中, Q_v 为产品计划产量; Qd_v 为产品计划产量转换成基准产品后的产量。因此,各具体产品的产能计算公式为

$$d_v = \frac{K_v \times Q_v}{\sum_1^m K_v \times Q_v} \quad (6)$$

$$M_{Qv} = \frac{d_v \times M_o}{K_v} \quad (7)$$

式中, M_{Qv} 为第 v 种产品生产能力; d_v 为第 v 种产品在所有产品产量中的占比。

鉴于电子装联产品种类繁多,且各类产品在结构、工艺及所需劳动量上存在显著差异,采用代表产品法来计算生产能力难以确保结果的精确性。因此,本文提出了一种采用假定产品作为衡量基准的方法。假定产品是一种基于各类产品实际产量比例而设定的虚拟产品,其产能的具体计算公式为^[12]

$$M = \sum_1^m d_v \times M_{Qv} \quad (8)$$

式中, m 表示某产线生产 m 种结构与工艺不相似的产品; M_{Qv} 为第 v 种产品生产能力; d_v 表示第 v 种产品占 m 种产品比重; M 表示假定产品生产能力。

1.2 基于模糊层次分析法的产能评估

1.2.1 离散型生产线产能评价指标体系

基于对离散型生产线产能影响因素的剖析及某电子工厂实际情况的考察,预先筛选产能评估体系的各项指标。这些指标被划分为生产技术、人员与设备、物料、环境、质量、管理等六个主要维度,并确立为离散型生产线产能评估的一级指标。在一级指标基础上继续细化二级指标,构建的初始评估指标体系具体如图1所示。

1.2.2 产能评估模糊层次分析方法

在评估离散型生产线的产能时,可采用模糊评价集合 A 来进行刻画。将某一因素 $x_i (i = 1, 2, \dots, 6)$ 对产能大小的影响划从好到差划分为五个等级,如表1所示。单一因素的对产能大小的影响程度可以通过其隶属于模糊评价集合 A 中各元素的程度来衡量^[13]。

$$\mu_i(x_i) = \{\mu_{i1}(x_i), \mu_{i2}(x_i), \mu_{i3}(x_i), \mu_{i4}(x_i), \mu_{i5}(x_i)\}, \quad i = 1, 2, \dots, 6 \quad (9)$$

式中, $\mu_j(x_i) (i = 1, 2, \dots, 6; j = 1, 2, \dots, 5)$ 表示某一因素 x_i 处于某个等级时对产能影响强度大小。

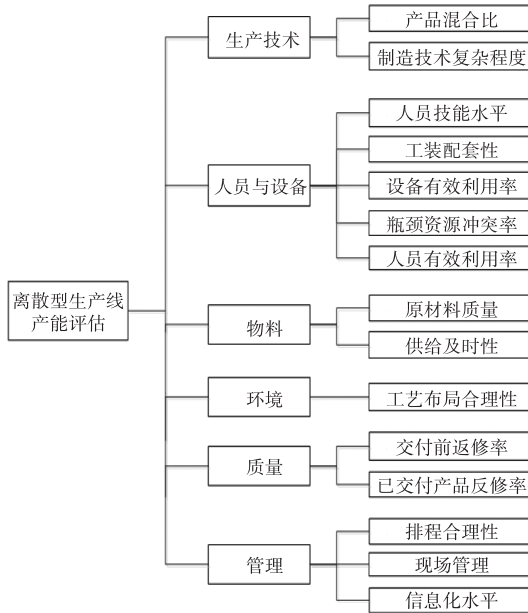


图1 离散型生产线的产能评估指标体系
表1 影响因素的评价标准表

评语	好	较好	中等	较差	差
x_i	$a_0 \sim a_1$	$a_1 \sim a_2$	$a_2 \sim a_3$	$a_3 \sim a_4$	$a_4 \sim a_5$

表中, a 为评定影响因素等级的数值, 依据因素类型及相关指标要求而定, 且 $a_0 < a_1 < a_2 < a_3 < a_4 < a_5$ 。在评估生产线产能的过程中, 构建各个评价指标的单因素评价矩阵是至关重要的一环。模糊理论计算单因素影响强度 $\mu_i(x_i)$ 步骤如下^[14]。

首先, 将各指标的评价标准进行线性变换。

$$s = \min\{a_1 - a_0, a_2 - a_1, a_3 - a_2, a_4 - a_3, a_5 - a_4\} \quad (10)$$

$$\begin{cases} a^*_0 = a_0 \\ a^*_j = a^*_0 + js, j = 1, 2, \dots, 5 \end{cases} \quad (11)$$

$$x_i^* = a^*_0 + (j + \frac{x_i - a_j}{a_{j+1} - a_j})s \quad (12)$$

式中, a^*_0 表示影响因素评价标准区间左边界; a^*_j ($j = 1, 2, \dots, 5$) 表示线性化后的五个区间段的右边界; x_i^* 表示线性化后 x_i 在区间所处的位置。则线性变化后影响因素评价标准区间的左、右零点为

$$\begin{cases} D(x_i) = -4s - 0.6a_0 + 1.6x_i^* \\ C(x_i) = s - 0.6a_0 + 1.6x_i^* \end{cases} \quad (13)$$

根据自变量 x 所属区间不同, 分布密度函数存在不同形式。当 $x_i^* < (a^*_0 + a^*_5)/2$ 时, 分布密度函数为

$$f(y) = \begin{cases} 0.5 - 0.5\sin \frac{\pi}{C(x_i^*) - x_i^*} (2x_i^* - x_i - \frac{C(x_i^*) + x_i^*}{2}), \\ x_i \in [\min\{2x_i^* - C(x_i^*), a^*_0\}, x_i^*] \\ 0.5 - 0.5\sin \frac{\pi}{C(x_i^*) - x_i^*} (x_i - \frac{C(x_i^*) + x_i^*}{2}), \\ x_i \in [x_i^*, C(x_i^*)] \\ 0 \text{ 其他} \end{cases} \quad (14)$$

当 $x_i^* \geq (a^*_0 + a^*_5)/2$ 时, 分布密度函数为

$$f(y) = \begin{cases} 0.5 - 0.5\sin \frac{\pi}{x_i^* - D(x_i^*)} (2x_i^* - x_i - \frac{D(x_i^*) + x_i^*}{2}), \\ x_i \in [x_i^*, \min\{a^*_5, 2x_i^* - D(x_i^*)\}] \\ 0.5 - 0.5\sin \frac{\pi}{x_i^* - D(x_i^*)} (x_i - \frac{D(x_i^*) + x_i^*}{2}), \\ x_i \in [D(x_i^*), x_i^*] \\ 0 \text{ 其他} \end{cases} \quad (15)$$

利用区间内部的平均分布密集程度来表征该区间所对应的隶属度为

$$\mu_{ij}^*(x_i) = \frac{1}{a^*_j - a^*_{j-1}} \int_{a^*_{j-1}}^{a^*_j} f(y) dy, j = 1, 2, \dots, 5 \quad (16)$$

结合式(10)-式(16)可得隶属函数为

$$\mu_{ij}(x_i) = \frac{\mu^*_{ij}(x_i)}{\sum_{j=1}^5 \mu^*_{ij}(x_i)}, j = 1, 2, \dots, 5 \quad (17)$$

依据前述构建的模糊评估模型, 能够获取单一因素对产能的评估结果。如图1所展示, 离散型生产线的产能受到多个因素的共同影响, 因此需要对各因素之于产能影响的权重进行综合性考量。通过将单因素评估矩阵与相应权重相乘, 可以明确各因素相对于产能大小的相对重要性, 进而实现对产能水平的全面评价^[15]。本研究采纳模糊层次分析法来确定各因素的权重, 其中, 模糊评判矩阵 P 具体表示为

$$P = \begin{bmatrix} \mu_{11} & \mu_{12} & \dots & \mu_{15} \\ \mu_{21} & \mu_{22} & \dots & \mu_{25} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \mu_{n1} & \mu_{n2} & \dots & \mu_{n5} \end{bmatrix} \quad (18)$$

式中, n 为影响产能因素个数, 由上述分析可知 $n = 6$, 则权重可表示为

$$\omega_i = \frac{1}{5} - \frac{1}{n-1} + \frac{2}{5(n-1)} \sum_{j=1}^5 \mu_{ij}, i = 1, 2, \dots, n \quad (19)$$

依据上述公式所计算的产能影响因素权重, 可以进一步处理。通过将理论产能与对应的权重相乘, 可以求得某产品的实际产能值, 再基于这一数据, 可以推导出整条生产线的实际产能。

$$M_p = \sum_1^6 \omega_i \times M \quad (20)$$

式中, M 表示假定产品的产能。

2 基于遗传算法的产能评估模型二次优化

在构建生产线产能评估模型的过程中, 模型的各个维度赋值及其隶属函数的设定主要依赖于评估专家的经验, 因此模型的精确度在很大程度上受到专家水平的制约。对于更为复杂的离散型生产线, 在为其模型赋值时, 错赋和漏赋的问题难以完全避免, 这导致了评估模型的可靠性有所欠缺。为了确保离散型生产线产能计算的精确性, 有

必要对产能评估模型进行二次优化。鉴于单纯依赖评估专家难以获得更为精确的权重值,本文利用历史统计数据对模型进行优化。分析表明,当基于产能评估模型计算出的理论产能与实际产能越为接近时,意味着权重系数越精确,进而产能评估模型的精确度也越高。

在离散型生产线的产能评估模型中,各影响因素的最优权重解是随机分布在给定的约束条件之内的,难以直接且准确地定位到。相比之下,遗传算法在求解问题时,通过多点并行搜索的策略,能够全面探索参数的约束空间,从而找到最优解。此外,遗传算法还具备处理带有复杂约束条件的单目标或多目标函数问题的能力^[16]。因此,将遗传算法应用于离散型生产线产能评估模型权重的求解是合适的,其具体的操作流程如图 2 所示。各影响因素权重值 $\omega_i (i = 1, 2, \dots, 6)$ 定义为未知数 $z_i (i = 1, 2, \dots, 6)$, 算法主要步骤如下。

1) 产生初始种群

在遗传算法框架内,首要任务是明确优化的核心自变量,此变量需能够体现优化目标。依据前文的分析,我们选定各个权重作为设计参数^[17]。进一步地,为了探寻这些设计参数的最优取值,还需界定变量的约束范围。根据上一章节的内容,可以获取产能评估模型中各个影响因素的初始权重 $\omega_{0i} (i = 1, 2, \dots, 6)$, 根据经验值分别选取 $\left\{ \left[\frac{\omega_{0i}}{2}, \frac{3\omega_{0i}}{2} \right], i = 1, 2, \dots, 6 \right\}$ 为变量范围,进行初始化种群,即算法中给出随机问题的一组解,按照给出的适应度函数选择出适应度高的个体组成初始种群 $\{z_{ij}, j = 1, 2, \dots, n\}, (i = 1, 2, \dots, 6)$ 。

2) 适应度函数

通过上述分析可以推断,当产能评估模型所计算的理论产能与实际产能愈发接近时,该模型的精确度便越高。鉴于人工经验难以准确设定理想的权重系数,我们选取某条离散型生产线的历史产能误差作为优化的目标。已知该生产线在某一时间段内的实际产能为 M_p , 而产能评估模型则可得相应的理论产能 $M_{p1}(z)$, 二者之间的差异越小,表明产能评估模型的构建越为精确。据此,我们将目标函数定义为

$$\begin{cases} f_1(z) \\ \vdots \\ f_i(z) \\ \vdots \\ f_m(z) \end{cases} = \begin{cases} \min \| M_{p1} - M_{p1}(z) \| \\ \vdots \\ \min \| M_{pi} - M_{p1}(z) \| \\ \vdots \\ \min \| M_{pm} - M_{p1}(z) \| \end{cases} \quad (21)$$

$$s. t. z = (z_i | z_i \in \left[\frac{\omega_{0i}}{2}, \frac{3\omega_{0i}}{2} \right], i = 1, 2, \dots, 6)$$

式中,目标函数数量 m 根据历史数据数量确定。

3) 遗传算子操作

经由选择运算、变异运算及交叉运算,对种群中的个体

实施筛选,并构建出新一代的种群^[18]。在选择阶段,采用轮盘选择机制,选择个体的概率与个体的适应度值呈正相关。在变异阶段,采用基本的位置突变策略。换句话说,个体编码序列中的一个或多个基因会根据其突变概率被随机选中进行突变。在交叉阶段,随机确定个体编码序列中的交叉点,并在该交叉点交换两个配对个体的部分基因。

4) 终止条件

鉴于生产现场存在的多种不确定性因素,即便是最优权重解,模型的预测值也难以与历史实测数据完全吻合,即难以准确预测目标函数的收敛值。另外,为了防止运算结果局限于约束区间的局部最优解,本文选择设定足够多的遗传代数 N_i 作为算法的终止条件。遗传代数 N_i 在某种程度上决定了算法的搜索细致程度,若遗传代数过小,可能导致算法无法找到全局最优解;而过大则可能使算法陷入冗长的循环之中。一般而言,合适的遗传代数通常依据经验值来确定^[19]。

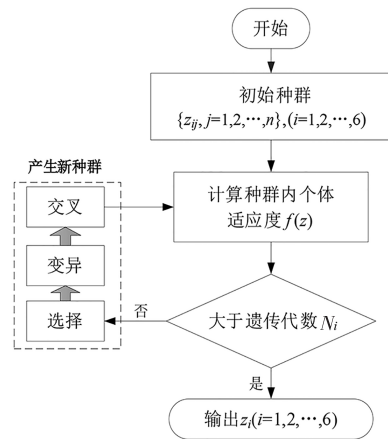


图 2 遗传算法优化产能评估模型流程

最终,遗传优化模型将输出 $z_i (i = 1, 2, \dots, 6)$ 最优解,即 $\omega_i (i = 1, 2, \dots, 6)$ 最优解。

经由遗传算法对离散型生产线产能评估模型实施二次优化后,能够确立产能评估函数,进而利用该函数来计算离散型生产线的产能,并完成对产线产能的预测及剖析。在构建离散型生产线产能评估模型的过程中,运用模糊层次分析法来确定各参数的权重,从而增强了方法的普遍适用性。此外,本文所提出的方法还通过遗传优化算法对产能评估模型进行了二次优化,进一步提升了模型的计算精确度。

3 实例验证与结果讨论

为了验证产能评估模型的有效性,本文以某电子工厂 15 种典型产品为例,对该 15 种产品过去半年的产能进行预测。通过对模型预测结果与实际数据进行比对分析,以此来检验模型的准确性和可靠性。

3.1 模型验证

根据上述分析,离散型生产线产能评估指标存在生产

技术、人员与设备、物料、环境、质量、管理六个方面,其为离散型生产线产能评估一级指标。结合上述相关数据,得到产能评估模型中各个影响因素的权重值 ω_0 ;同时,利用实测的历史数据对权重值进行二次优化,得到优化后的权重值 ω_1 ,结果如表2所示。

表2 产能评估模型中一级指标的权重值

因素	ω_0	ω_1
生产技术	0.246	0.251 6
人员与设备	0.126	0.158 3
物料	0.068	0.071 1
环境	0.068	0.059 2
质量	0.246	0.231 4
管理	0.246	0.301 4

根据基础数据,分别采用传统建模法、模糊层次分析法、遗传算法二次优化法,对上述15典型产品产能进行计算,产能数据结果对比如图3所示。

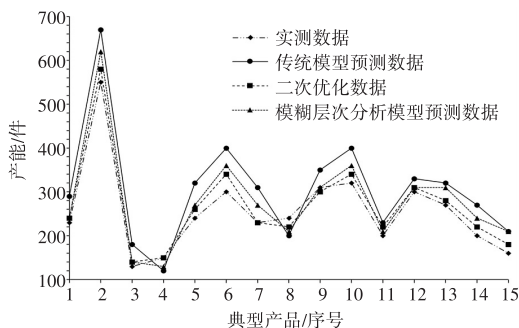


图3 典型产品预测产能与实际产出对比图

3.2 结果分析与讨论

由图3可得,预测数据与实测数据大致相符,并且与传统建模方法相比,本文方法产能预测精度明显更高;采用遗传优化算法对模型实施优化策略后,能够显著增强模型的预测精确度,从而验证了本文所提出的方法不仅有效而且切实可行;此外,对产能预测偏差率进行了详细统计, P_1 为传统建模方法预测偏差率, P_2 为模糊层次分析模型预测偏差率, P_3 为二次优化后模型预测偏差率,如表3所示。由表3可知,本文所提出方法预测偏差率可控制在15%以内,考虑到生产现场存在诸多不确定性因素。偏差不可避免,此偏差范围是可接受的。

从表3可以看出,在采用遗传算法二次优化后,15类产品的产能预测偏差皆得到了改善;本文所提方法能提高产能评估模型精度的原因在于,算法充分考虑了潜在干扰因素对权重的影响,设计了更大范围的搜索区间并采用多点搜索,确定了权重的最优值,确保构建的产能评估模型更贴合实际现场。此外,与传统方法相比,本文方法将预测偏差率降低预测偏差率可降低10%~40%,充分说明了方法的高精度和优越性。

根据图3、表3中还可以得到,15类产品中86.67%产品产能预测值是高于实测值的。由于企业在生产过程中通常以订单为导向,且市场存在较多不可预知的情况,产线设备、人员通常会闲置,导致产线实际运行时间低于规

定时长,因此,利用产能评估模型预测数据大概率高于实测值,这进一步验证了本文所提出的、基于遗传算法的生产线产能评估方法的有效性和实用性。

表3 典型产品预测产能与实际产出对比统计表

生产线	P_1	P_2	P_3
1	21.94	6.75	4.22
2	19.96	12.23	4.32
3	42.11	7.52	3.76
4	-16.55	-6.90	0.67
5	30.49	13.01	5.69
6	35.14	21.96	16.55
7	34.04	21.28	5.96
8	-21.74	-17.00	-12.25
9	26.24	14.90	8.51
10	23.42	10.51	3.60
11	22.50	6.00	8.00
12	14.77	2.68	2.01
13	17.02	11.35	6.38
14	31.46	21.60	8.92
15	21.95	23.17	12.20

4 结束语

1) 为应对离散型生产线产能评估所面临的挑战,提出了一种运用遗传算法来进行生产线产能评估的新方法。该方法通过确立生产线产能评估体系,利用产能模糊层次分析法构建产能评估模型,并初步确定模型中各指标权重值;同时,引入遗传算法优化求解产能评估模型的最优权重值,使产能评估模型更符合实际生产,提高了产能预测精度,解决了现有离散型生产线产能评估方法预测精度不够的问题。

2) 通过某电子工厂典型生产线对本文所提方法进行验证,结果表明,基于遗传算法的生产线产能评估方法可将预测误差控制在15%以内;且与传统建模方法相比,模型预测偏差率得到明显下降,最大可降低38.35%,充分验证了算法的有效性、可靠性和高精度。

参考文献

- [1] 谢祥添,张毕西. 基于需求交货时间敏感性交货时间与产能决策[J]. 系统工程理论与实践, 2015, 35(9): 2242-2250.
- [2] 李金霖,高杰,孙林岩. 考虑需求波动和产能调整成本的混流装配线平衡问题[J]. 系统工程理论与实践, 2014, 34(1): 70-76.
- [3] MARIA P, PETR K, OLGA N. Structural capacity assessment of machine-building enterprises and associations[J]. SHS Web of Conferences, 2017 (35): 01068.
- [4] STEWART B T, GYEDU A, TANSLEY G, et al. Orthopedic care capacity assessment and strategic planning in Ghana: mapping a way forward[J]. Annals of Global Health, 2016, 82(3): 560-561.
- [5] 刘小玲,李辉郭,治国. 基于狄克斯特拉算法的车间动态生产能力评估与实现[J]. 微计算机信息, 2006, 22(3-4): 86-89.
- [6] 王昆鹏. 中小企业产能柔性评价的关键技术研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2007.
- [7] 赵银平,田增宝. 离散型生产线产能评估系统的设计与实现[J]. 科技情报开发与经济, 2010, 20(26): 158-160.
- [8] 王佩珊,赵立强,罗志锋,等. 基于偏最小二乘回归的快速产能评估方法[J]. 石油天然气学报, 2014, 36(7): 126-129.

[9] 李江, 居里锴, 王云峰, 等. 生产线产能规划和布局仿真内容研究[J]. 机械制造与自动化, 2020, 49(3):78-82.

[10] 刘大成, 郑力, 张智海, 等. 面向制造业企业的效率改善方法研究[J]. 制造技术与机床, 2004(4): 24-28.

[11] 陈荣秋, 马士华. 生产运作管理[M]. 北京: 机械工业出版社, 2015.

[12] 谭成任, 宋子齐, 吴向红. 储层油气产能的灰色理论预测方法[J]. 系统工程理论与实践, 2001(10): 101-106.

[13] 舒萍, 庞彦明. 如何提高火山岩气藏有利储层地震预测精度[J]. 天然气工业, 2007, 27(增刊B): 48-53.

[14] 阎林, 周雪峰. 徐深气田兴城开发区火山岩储层发育控制因素分析[J]. 大庆石油地质与开发, 2007, 26(2): 9-13.

[15] 庄惠农. 气藏动态描述和试井[M]. 北京: 石油工业出版社, 2009.

[16] CHENG C H, YANG H S. Optimization of geometrical parameters for Stirling engines based on theoretical analysis[J]. Applied Energy, 2012(92): 395-405.

[17] 郑谐, 王婷, 徐云天. 基于遗传算法的飞机脉动式装配线平衡[J]. 计算机集成制造系统, 2018, 24(6): 1367-1373.

[18] 孙凯, 刘祥. 基于蚁群-遗传混合算法的设备布局优化方法[J]. 系统工程理论与实践, 2019, 39(10): 2581-2589.

[19] 陶杨, 韩维. 基于改进多目标遗传算法的舰尾紊流模拟方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2015, 41(3): 443-448.

作者简介: 金涛(1986—), 男, 硕士研究生, 高级工程师, 研究方向: 工业工程, 数字化制造。

通信作者: 孙新月(1996—), 女, 硕士研究生, 工程师, 研究方向: 数字化装配、智能工艺。

(上接第 124 页)

[14] HEINZ S, BENNER C, SPANN N, et al. Simple combinations of lineage-determining transcription factors prime cis-regulatory elements required for macrophage and B cell identities[J]. Molecular cell, 2010, 38(4): 576-589.

[15] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial networks[J]. Communications of the ACM, 2020, 63(11):139-144.

[16] XIONG L, XU K, TIAN K, et al. SCALE method for single-cell ATAC-seq analysis via latent feature extraction [J]. Nature communications, 2019, 10(1):4576.

[17] LIU Q, CHEN S, JIANG R, et al. Simultaneous deep generative modelling and clustering of single-cell genomic data[J]. Nature machine intelligence, 2021, 3(6):536-544.

[18] ZHU J Y, PARK T, ISOLA P, et al. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks[C]//Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. 2017:2223-2232.

[19] LIU Q, XU J, JIANG R, et al. Density estimation using deep generative neural networks[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2021, 118(15):e2101344118.

[20] CHOWDHURY G G. Introduction to modern information retrieval[M]. London Facet publishing, 2010.

[21] HIE B, BRYSON B, BERGER B. Efficient integration of heterogeneous single-cell transcriptomes using Scanorama [J]. Nature biotechnology, 2019, 37(6): 685-691.

[22] BUENROSTRO J D, WU B, LITZENBURGER U M, et al. Single-cell chromatin accessibility reveals principles of regulatory variation [J]. Nature, 2015, 523(7561):486-490.

[23] PREISSEL S, FANG R, HUANG H, et al. Single-nucleus analysis of accessible chromatin in developing mouse forebrain reveals cell-type-specific transcriptional regulation[J]. Nature neuroscience, 2018, 21(3):432-439.

[24] CHEN X, MIRAGAIA R J, NATARAJAN K N, et al. A rapid and robust method for single cell chromatin accessibility profiling [J]. Nature communications, 2018, 9(1):5345.

[25] IWASAKI H, AKASHI K. Myeloid lineage commitment from the hematopoietic stem cell[J]. Immunity, 2007(26):726-740.

作者简介: 宋宇航(1997—), 男, 本科, 研究方向: 深度学习和图像处理。

(上接第 146 页)

[6] 曹苗苗, 方健军, 王科. 基于 CMBBO 的医院管理资源调度[J]. 微型电脑应用, 2022, 38(1):1-4.

[7] WIDER J. One hospital system makes precision medicine a reality [J]. Healthcare Innovation, 2022, 4(3):33-33.

[8] 王晓丽, 王鑫, 李鹏. 智能化 VTE 风险评估与预警监控系统的建设与应用[J]. 中国数字医学, 2022, 17(8):70-74.

[9] 田宸宇, 张涛, 李真林, 等. 一种影像增强注射方案智能推荐及其控制系统的研究与开发[J]. 计算机应用研究, 2023, 40(8): 2442-2446.

[10] 陈龙, 刘勤明, 叶春明, 等. 基于改进的 NSGA2 算法考虑病患公平性及医院运作成本的病床配置优化研究[J]. 计算机应用研究, 2022, 39(8):2414-2431.

[11] GAO J, ZHU X, ZHANG R. Optimization of parallel test task scheduling with constraint satisfaction [J]. Journal of Supercomputing, 2023, 79(7):7206-7227.

[12] 胡强, 田雨晴, 綦浩泉, 等. 基于改进人工蜂群算法的云制造服务组合优化方法[J]. 通信学报, 2023, 44(1):200-210.

[13] 肖华. 基于改进蜂群算法的应急通信指挥方法[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(10):162-166.

[14] 纪元法, 李菊, 孙希延, 等. 基于改进二维混沌映射的彩色图像加密算法[J]. 计算机仿真, 2023, 40(4):180-185.

[15] 李凯辉, 阚忠良, 蒋东华. 基于新余弦混沌映射的视觉安全图像加密算法[J]. 计算机系统应用, 2023, 32(1):266-274.

作者简介: 张蕾(1981—), 女, 硕士, 高级会计师, 研究方向: 医院财务管理。

通信作者: 徐叶青(1981—), 女, 高级会计师, 本科, 研究方向: 医院财务管理。