

基于遗传和禁忌搜索混合算法的预制生产调度的研究

李 志, 熊福力, 汪琳婷, 陈竑翰

(西安建筑科技大学 信息与控制工程学院, 西安 710055)

摘要: 遗传算法是一种全局搜索能力较强的元启发式算法, 可通过不断进化种群得到最优或近优解; 但是遗传算法的局部搜索能力较差, 容易发生早熟收敛问题; 因此为了克服遗传算法早熟收敛的问题, 考虑到禁忌搜索算法的局部搜索能力较强的优势, 提出了一种遗传和禁忌搜索的混合算法解决预制生产流水车间的提前和拖期惩罚问题; 该混合算法是在遗传算法每次迭代后, 通过禁忌搜索改进当前种群中的最好染色体, 并替换种群中适应度值最差的染色体; 经实验测试表明, 所提出的混合算法的性能更优, 更容易得到全局最优解或近优解。

关键词: 遗传算法; 禁忌搜索; 混合算法; 局部搜索; 流水车间; 提前和拖期惩罚

Research on Precast Production Scheduling Based on Genetic and Tabu Searching Hybrid Algorithm

Li Zhi, Xiong Fuli, Wang Linting, Chen Honghan

(College of Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China)

Abstract: Genetic algorithm (GA) is a meta-heuristic algorithm with strong global search ability, which can obtain the optimal or near-optimal solution by continuously evolving population; however, the local search ability of GA is poor, so it is easy to occur the problem of premature convergence. Therefore, in order to overcome the problem of premature convergence of GA, considering the advantage of local search ability of tabu search (TS) algorithm, a hybrid algorithm of genetic and tabu search (GA-TS) is proposed to solve the problem of earliness and tardiness penalty in precast production flow shop. The hybrid algorithm is to improve the best chromosomes in the current population by TS after each iteration of the GA, and replace the chromosome with the worst fitness value in the population. The experimental results show that the proposed GA-TS algorithm has better performance and can obtain global optimal solution or near-optimal solution.

Keywords: genetic algorithm; tabu search; hybrid algorithm; local search; flow shop; earliness and tardiness penalty

0 引言

混凝土预制构件流水生产能够发挥节能环保、缩短施工周期、减少劳动力等优势^[1]。据调研, 企业在流水生产混凝土预制构件时, 大多依靠过往经验, 导致库存紧张或者发生拖期, 是构成装配式建筑成本居高不下的一重要因素^[2]。所以, 混凝土预制构件提前和拖期惩罚 (ETP, earliness and tardiness penalty) 问题是亟需解决的一类生产调度问题。

流水车间调度问题是一项非确定性多项式难 (NP-hard, non-deterministic polynomial hard) 问题, 研究者通

常采用人工智能算法求解相关问题^[3], 尤其在预制生产方面, 遗传算法使用居多。孟旭等^[4]采用粒子群算法解决车间最大完工时间问题。谢思聪等^[5]为解决预制构件流水生产调度问题, 在 GA 的基础上融合了一种关于构件生产参数的定量方法。Leu 等^[6]建立了预制构件混合生产的调度模型, 并采用 GA 求解。Chan 等^[7-8]建立了预制构件流水生产的调度模型, 并运用 GA 求解库存与拖期总加权惩罚最小化问题。Ko 等^[9]在解决预制构件流水生产相关问题时, 考虑了相邻工作站的缓冲区容量, 并利用 GA 解决该问题。Yang 等^[10]建立了多条预制流水车间生产线的调度模型, 最后通过 GA 解决提出的问题。Ma 等^[11]在多条流水线的基础上提出了重调度问题, 并通过 GA 进行求解。Wang 等^[12]考虑了预制构件的整个供应链, 并改进了传统的预制构件生产调度模型, 最后通过 GA 解决提出的调度问题。

虽然 GA 已成功运用到预制构件流水生产调度问题中, 但由于 GA 局部搜索能力较差, 容易出现过早收敛的问题。考虑到 TS 算法的局部搜索能力较强, 因此利用 TS 改进 GA 算法的局部搜索能力, 提高解质量。

收稿日期: 2020-03-27; 修回日期: 2020-04-15。

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61473216); 陕西省教育厅科学研究计划项目 (17JK0459); 西安建筑科技大学基础研究项目 (ZR18049); 陕西省自然科学面上项目 (2020JM-489)。

作者简介: 李志 (1995-), 男, 江苏沛县人, 硕士研究生, 主要研究智能优化算法和生产调度方向的研究;

通讯作者: 熊福力 (1974-), 男, 黑龙江肇东人, 硕士生导师, 副教授, 主要从事人工智能与系统优化、生产计划与调度优化、智能建筑方向的研究。

1 问题描述

预制构件流水生产的主要工序依次为：1) 模具安装；2) 钢筋放置；3) 混凝土浇筑；4) 蒸汽养护；5) 模具拆除；6) 瑕疵修整。预制构件根据生产工艺的特征，分为可中断和不可中断工序，其中不可中断工序为第三道和第四道工序，其余则为可中断工序。而且构件在养护阶段是并行处理过程，可同时养护多个构件。

预制构件企业在生产 J 个构件时，构件 j 发生拖期或提前完工分别会产生合同罚款和存储成本。每个构件都有与之对应的交货期 (d_j)、每单位时间的拖期惩罚成本 (β_j)、每单位时间的提前惩罚成本 (α_j) 以及构件 j 在工序 k 的加工时间 ($p_{j,k}$)。

此外，在生产过程中满足以下条件：

- 1) 构件都可以在零时刻进行加工，并在机器上以相同的顺序进行处理。
- 2) 加工过程中禁止发生抢占活动。直到前一个构件完成为止，才可以处理下一个构件。
- 3) 忽略机器故障等突发事件。
- 4) 缓冲区大小和模具数量无限制。

2 调度模型

构件 j 的完工时间 C_j 小于交货期 d_j ，则产生提前惩罚；如果 C_j 大于 d_j ，则会产生拖期惩罚。预制构件流水车间 ETP 问题的目标函数为：

$$f = \min \sum_{j=1}^J (\alpha_j \times \max(0, d_j - C_j) + \beta_j \times \max(C_j - d_j, 0)) \tag{1}$$

构件 j 的完工时间 C_j 可通过以下约束计算。

车间工作制度通常分为上班时间 (H_w)、非上班时间 (H_N)，其中非上班时间包含加班时间 (H_o)。

$$C_{j,k} = \begin{cases} T_{j,k}, \forall T_{j,k} \leq 24D_{j,k} + H_w \\ T_{j,k} + H_N, \forall T_{j,k} > 24D_{j,k} + H_w \end{cases} \tag{2}$$

其中：公式 (2) 中 $k = \{1, 2, 5, 6\}$ ； $T_{j,k}$ 是构件 j 在工序 k 的累加时间； $D_{j,k}$ 是构件 j 距工厂开机的工作日数。 $D_{j,k}$ 是一个非负整数并且公式 $\lfloor \cdot \rfloor$ 代表的是向下取整函数， $T_{j,k}$ 和 $D_{j,k}$ 可分别由等式 (3) 和 (4) 计算得到：

$$T_{j,k} = \max(C_{j-1,k}, C_{j,k-1}) + p_{j,k} \tag{3}$$

$$D_{j,k} = \lfloor T_{j,k} / 24 \rfloor \tag{4}$$

混凝土浇筑工序的完工时间由下式表示：

$$C_{j,3} = \begin{cases} T_{j,3}, \forall T_{j,3} \leq 24D_{j,3} + H_w + H_A \\ 24(D_{j,3} + 1) + P_{j,3}, \forall T_{j,3} > 24D_{j,3} + H_w + H_A \end{cases} \tag{5}$$

养护阶段对应的表达式为：

$$C_{j,4} = \begin{cases} 24(D_{j,4} + 1), \forall 24D_{j,4} \leq T_{j,4} \leq 24(D_{j,4} + 1) \\ T_{j,4}, \forall T_{j,4} > 24(D_{j,4} + 1) \vee T_{j,4} < 24D_{j,4} + H_w \end{cases} \tag{6}$$

式中， $T_{j,4}$ 为构件的养护完工时间， $T_{j,4} = C_{j,3} + p_{j,4}$

3 GA _ TS 算法

GA 具有并行搜索能力，从解空间中多点出发搜索问题的最优或者近优解，适用于求解多种组合优化问题，但 GA 的局部搜索能力差，容易过早收敛。TS 算法由于其灵活的记忆功能，以便跳出局部最优解，并转向解空间的其它区域，提高获得全局最优或近优解的概率。为了充分发挥两种算法的优势，提出了一种 GA 和 TS 的混合算法 GA _ TS，算法步骤如下：

- 1) 设置 GA _ TS 算法各参数，产生初始种群。
- 2) 计算各染色体的适应度值。
- 3) 通过选择、交叉、变异等算子更新种群。
- 4) 将适应度值最优的染色体作为 TS 的初始解。
- 5) 进行 TS，得到局部最优解。
- 6) 将 TS 得到的局部最优解替换种群中适应度值最差的染色体。
- 7) 判断是否满足终止条件。若满足，停止迭代寻优；反之，转至步骤 3) 进行下次寻优。

3.1 编码方式

待加工构件的有 J 个，从区间 $[1, J]$ 生成 J 个数字不重复的序列。染色体的编码示意图如图 1 所示，共有 10 个构件在流水线生产，构件编号按流水生产顺序依次为 8, 7, 3, 2, 5, 6, 10, 1, 9, 4。

8	7	3	2	5	6	10	1	9	4
---	---	---	---	---	---	----	---	---	---

图 1 染色体编码方案

一旦确定染色体内的基因内容，即构件排序，每道工序皆需按此顺序生产。

3.2 遗传算法

3.2.1 产生初始种群

种群由 pop 条染色体组成，每条染色均按小节 3.1 所述方式随机产生。

3.2.2 计算适应度值

在此步骤当中，通过目标函数公式 (1) 求得每条染色体 i 的目标函数值，再取其倒数作为该染色体的适应度值，即 $fit(i) = 1 / f(i)$ 。适应度值越大的染色体，被选择的概率越大。

3.2.3 选择

选择操作采用轮盘赌选择。染色体 i 被选择的概率为

$$pr(i) = \frac{fit(i)}{\sum_{i=1}^{pop} fit(i)}$$

继而得出累加概率值 $cp(i) = \sum_{m=1}^i pr(m)$ 。在区间 $[0, 1]$ 产生一个随机数 r ，若 $cp(i-1) < r < cp(i)$ ，则选择染色体 i 进行下一步骤，其中 $cp(0) = 0$ 。

3.2.4 交叉

交叉在 GA 中起到关键作用，通常采用单点交叉和两点交叉。为了使种群能够多样性，采用两点交叉操作。两点交叉示意图如图 2 所示。

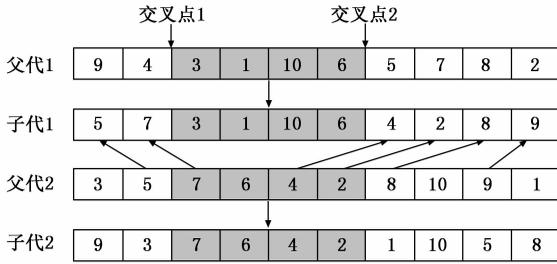


图 2 两点交叉示意图

3.2.5 变异

变异操作是为了保证种群基因的多样性, 避免陷入局部最优。变异操作的步骤为: 在每条染色条内随机确定两个位置, 交换这两个位置所对应的构建编号, 如图 3 所示。

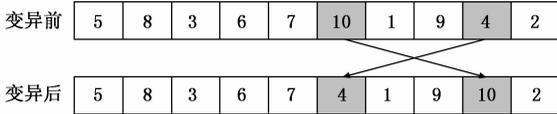


图 3 变异示意图

最后由产生的子代更新种群。

3.3 禁忌搜索

3.3.1 产生邻域解

禁忌搜索的邻域解由 N_{size} 条邻居解构成, 每条邻居解根据当前解获得, 主要需要两个步骤: 首先随机选择当前解 s 中的两个索引位置, 然后交换这两个位置的构件编号, 即生成邻居解 s_N 。交换操作如图 4 所示。

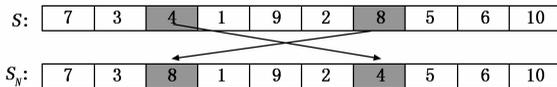


图 4 两点交换示意图

3.3.2 禁忌表和禁忌长度

禁忌表主要作用是防止在搜索过程中避免陷入局部最优, 从而可以搜索更多解空间。若禁忌表的长度太短, 则搜索过程可能会进入死循环; 相反, 则导致计算时间太长。

禁忌表的长度代表每个禁忌对象的禁忌次数。

TS 算法的伪代码如算法 1 所示。

算法 1:

- 1): 输入初始解 s' , 初始目标值 $f(s')$
- 2): 设置禁忌长度 tl , 迭代次数 TS_Iter , 初始化禁忌表 A
- 3): repeat
- 4): $N(s') \leftarrow$ 产生初始解 s' 的邻域解
- 5): $f(s^*) \leftarrow$ $N(s')$ 中的最优目标值
- 6): if $f(s^*) > f(s')$, 将解 s^* 放入禁忌表 A
- 7): 更新禁忌表 A, 并令 $s' \leftarrow s^*$, $f(s') \leftarrow f(s^*)$
- 8): 记录目前最优解, $S \leftarrow s^*$
- 9): else
- 10): if s^* 已被禁忌, 选择邻居解中的次优解 s_{sub} 放入禁忌表 A
- 11): 更新禁忌表 A, 并令 $s' \leftarrow s_{sub}$
- 12): end if
- 13): end if
- 14): 直至满足停止条件
- 15): return 目标解 S, 目标值 $f(S)$

3.4 算法参数优化

算法通过 Matlab 2018a 编程实现, 计算机配置为 Microsoft Windows 10, 处理器为 Intel Core i5-7200U CPU @ 2.5 GHz, 8 GB RAM。

为评估所提出的 GA_TS 算法的性能, GA 和 TS 算法也将进行实验。GA 有 3 个参数, 分别是种群大小 (pop), 交叉率 (p_c) 和变异率 (p_m)。TS 有两个参数, 禁忌长度 (tl) 和邻域解数量 (N_{size})。GA_TS 有 6 个参数, 分别为种群大小 (pop)、交叉率 (p_c)、变异率 (p_m)、禁忌长度 (tl)、邻域解数量 (N_{size}) 和禁忌搜索迭代次数 (TS_Iter)。

常用的算法调参的方法有田口方法和方差分析, 其中田口方法主要适用于大于有两个参数的算法, 方差分析适用于参数数量未超过两个的算法。所以 GA 和 GA_TS 采用田口方法调参, TS 采用方差分析调参。调参结果如下:

1) GA: $pop=80, p_c=0.9, p_m=0.1$;

2) GA_TS: $pop=60, p_c=0.85, p_m=0.1, N_{size}=J+10, TS_Iter=55, tl=round((J \times (J-1)/2))^{1/2}$;

3) TS: $tl=round((J \times (J-1)/2))^{1/2}, N_{size}=J+5$ 。

4 实验结果及分析

为了评估各算法的性能, 分别在 20, 30, 50 和 70 个构件数量进行实验, 其中每种规模数量下各生成 10 个算例。工件的生产数据来源于 [13], 列于表 1, 所有规模的构件数据皆是在此数据的基础上生成。构件 j 的交货期在区间 $[P_T/J, 3 \times J]$ 内随机产生, 其中 P_T 为所有工件的加工时间累加和。每个算例计算 30 次, 记录 30 个值的最小值 (Min)、平均值 (Avg)、标准差 (Std)。3 种算法均在同一 CPU 计算时间内停止运行, 其计算时间设置为 $800 \times J$ ms。

表 2 记录了 3 种算法的实验结果, 其中 3 个算法在同一例子中的最小 Min 用粗斜体表示、最小 Avg 用粗体表示。表 3 统计了各算法在每种工厂规模下获得最好的 Min 、 Avg 、 Std 的算例数量, 分别用符号 No_Min 、 No_Avg 、 No_Std 表示。

表 1 预制生产数据

类型	每道工序加工时间/h						提前权重	拖期权重
	模具装配	钢筋绑扎	浇筑	养护	脱模	修整		
1	2.0	1.6	2.4	12	2.5	1.0	2	10
2	3.4	4.0	4.0	12	2.4	5.0	2	10
3	0.8	1.0	1.2	12	0.8	0.0	1	10
4	0.6	0.8	1.0	12	0.6	2.0	1	10
5	3.0	3.6	2.4	12	2.4	3.0	2	10
6	3.0	3.2	3.0	12	3.0	1.6	2	10
7	1.3	0.9	2.4	12	1.9	1.8	2	10
8	1.7	1.4	1.1	12	0.9	0.7	2	20
9	2.2	1.8	1.2	12	2.3	0.7	1	20
10	1.6	3.2	2.3	12	2.1	2.7	1	20

表 2 两工厂规模实验结果

J	No.	GA			TS			GA_TS		
		<i>Min</i>	<i>Avg</i>	<i>Std</i>	<i>Min</i>	<i>Avg</i>	<i>Std</i>	<i>Min</i>	<i>Avg</i>	<i>Std</i>
20	1	891.0	900.24	4.46	891.0	892.29	2.22	891.0	891.48	1.33
	2	925.9	937.32	16.25	925.9	933.49	11.45	925.9	928.23	8.12
	3	715.9	722.31	13.79	715.9	716.32	0.66	715.9	715.91	0.05
	4	808.1	812.80	3.12	808.7	810.94	1.44	808.1	809.68	0.79
	5	1 196.8	1 209.24	6.71	1 183.5	1 198.64	5.71	1 183.5	1 195.18	3.84
	6	743.2	753.32	6.12	743.2	747.33	1.82	743.2	744.49	1.44
	7	1 098.8	1 109.81	10.22	1 098.8	1 100.77	2.15	1 098.8	1 099.01	0.72
	8	837.9	848.85	10.37	837.9	838.70	0.82	837.9	838.27	0.63
	9	1 137.6	1 140.19	3.83	1 137.6	1 138.06	1.07	1 137.6	1 137.60	0.00
	10	724.4	732.36	12.68	724.4	726.23	2.01	724.4	724.43	0.14
30	1	156.0	171.72	8.12	153.9	160.84	6.22	153.4	159.28	3.65
	2	668.8	725.86	27.27	643.5	661.01	12.82	643.4	655.21	11.62
	3	191.6	228.04	19.70	194.0	216.95	17.68	190.6	208.75	14.12
	4	126.8	139.81	5.99	135.8	139.19	6.66	124.0	128.71	2.56
	5	271.6	304.20	24.51	254.4	262.16	4.53	250.8	256.62	4.35
	6	258.7	287.96	13.55	258.8	270.73	8.08	258.5	266.21	7.39
	7	173.6	185.98	4.74	173.7	179.52	2.65	172.1	175.81	1.49
	8	208.9	219.03	6.34	195.5	205.63	6.21	192.2	201.34	4.75
	9	935.5	961.82	24.06	912.1	921.59	4.11	911.0	915.93	3.76
	10	144.6	152.15	5.97	139.5	151.12	5.80	135.6	140.32	3.91
50	1	690.2	728.76	19.45	612.7	637.28	13.21	601.7	623.47	10.42
	2	2 010.4	2 151.79	66.91	1912	1 928.56	22.25	1 892.3	1 919.86	14.17
	3	1 015.7	1 074.21	32.36	934.1	948.78	8.84	925.3	935.87	6.59
	4	1 053.2	1 119.56	26.48	1013	1 064.05	20.16	1 004.4	1 034.83	15.24
	5	1 002.8	1 081.22	30.60	888.2	964.17	34.46	872.1	932.49	23.97
	6	771.3	827.62	21.45	722.5	754.24	22.10	714.2	743.77	13.62
	7	880.0	918.11	19.37	805.0	822.16	15.34	801.0	819.57	12.21
	8	1 642.1	1 707.87	43.64	1 468	1 490.85	22.85	1 456.2	1 485.12	19.22
	9	844.5	890.64	35.56	796.5	811.58	17.74	789.9	805.85	13.54
	10	624.3	672.82	31.45	568.5	588.94	10.76	551.9	583.03	9.01
70	1	1 809.9	1 912.35	56.76	1 602.8	1 693.13	56.51	1 534.6	1 614.11	48.48
	2	1 947.8	2 023.92	47.49	1 647.5	1 707.04	36.39	1 587.8	1 650.90	31.13
	3	1 204.9	1 373.98	52.59	1 140.7	1 220.54	64.37	1 081.8	1 169.42	34.98
	4	1 572.1	1 855.40	101.87	1 372.1	1 486.06	67.51	1 308.6	1 404.29	60.47
	5	2 552.7	2 746.78	100.15	2 121.1	2 216.95	98.69	1 983.6	2 128.98	53.37
	6	2 025.2	2 088.72	35.15	1 766.7	1 860.60	40.36	1 668.7	1 743.11	31.67
	7	1 511.4	1 711.41	52.93	1 408.1	1 506.60	71.86	1 386.4	1 459.60	33.15
	8	1 367.4	1 426.88	32.19	1 223.7	1 298.51	56.05	1 187.2	1 240.55	28.34
	9	1 224.6	1 376.76	47.70	1107.1	1 184.25	44.65	1 057.7	1 131.74	31.97
	10	1 867.5	1 968.92	66.34	1 596.8	1 681.21	83.43	1 502.3	1 629.15	51.28

表 3 结果统计

构件数量	GA			TS			GA_TS		
	<i>No. Max</i>	<i>No. Avg</i>	<i>No. Std</i>	<i>No. Max</i>	<i>No. Avg</i>	<i>No. Std</i>	<i>No. Max</i>	<i>No. Avg</i>	<i>No. Std</i>
20	10/10	0/10	0/10	10/10	0/10	0/10	10/10	10/10	10/10
30	0/10	0/10	0/10	0/10	0/10	0/10	10/10	10/10	10/10
50	0/10	0/10	0/10	0/10	0/10	0/10	10/10	10/10	10/10
70	0/10	0/10	0/10	0/10	0/10	0/10	10/10	10/10	10/10
总计	10/40	0/40	0/40	10/40	0/40	0/40	40/40	40/40	40/40

从表 3 的统计结果可看出, GA 算法的最佳 Min 在 40 个例子中占 10 个, 最佳 Avg 在 40 个实例中占 0 个; TS 产生最好或相等的 Min 和 Avg 分别在 40 个实例中占到 10 个和 0 个; GA_TS 算法的 Min 和 Avg 分别在 40 个实例中占到 40 个和 40 个。这表明在所测试的算例中, GA_TS 的性能比 TS 和 GA 更为有效, 求得的提前和拖期惩罚值更小。

从表 3 还可看出, 在 40 个例子中, 其中有 GA_TS 得到的 Std 值也小于 TS 和 GA 得到的 Std 值, 这表明 GA_TS 比 TS 和 GA 具有更强的鲁棒性。为了更加清晰的表明提出的 GA_TS 算法的鲁棒性, 作出了关于构件规模的平均标准差趋势图, 如图 5 所示。

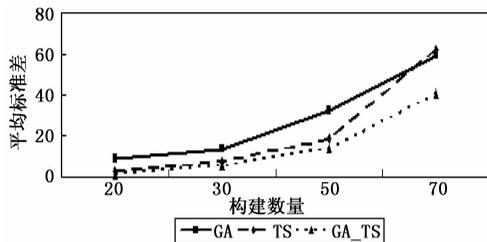


图 5 关于构件数量的平均标准差趋势图

5 结束语

本文针对混凝土预制构件流水车间提前和拖期惩罚调度问题, 建立了非线性整数规划模型。为了在合理时间内获得可行生产方案, 提出了一种混合启发式算法—GA_TS 算法, 用其求解本研究提出的调度问题。实验计算结果表明, 提出的 GA_TS 算法在所测试的所有算例中计算得到的目标值、平均值以及标准差都要优于 TS 和 GA 算法, 表现出了较强鲁棒性。继而可为实际生产提供理论性的指导以及技术性的服务。在未来的研究方向中, 将机器故障、紧急插单等不确定情形集成到预制生产调度问题中, 并开发出更有效的元启发式算法。

参考文献:

[1] 毛超, 李莉, 洪竞科, 等. 基于机组流水法与固定模台发的预制构件生产过程碳排放对比研究 [J]. 工程管理学报, 2018,

(上接第 210 页)

[10] 廖勇, 花远肖, 姚海梅, 等. 高速移动环境下基于深度学习的信道估计方法 [J]. 电子学报, 2019, 47 (8): 1701-1707.

[11] He H, Wen C K, Jin S, et al. Deep learning-based channel estimation for beamspace mmWave massive MIMO systems [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018, 7 (5): 852-855.

[12] Cheng P, Chen Z, Rui Y, et al. Channel estimation for OFDM systems over doubly selective channels: A distributed compressive sensing-based approach [J]. IEEE Transactions on Communications, 2013, 61 (10): 4173-4185.

[13] 李曼. 基于机器学习的故障识别方法与系统研制 [D]. 北京: 北京交通大学, 2015.

32 (4): 21-26.

[2] 王俊, 赵基达, 胡宗羽. 我国建筑工业化发展现状与思考 [J]. 土木工程学报, 2016, 49 (5): 1-8.

[3] 周艳平, 蔡素, 李金鹏. 一种粒子群和改进自适应差分进化算法及在生产调度中的应用 [J]. 计算机测量与控制, 2019, 27 (8): 227-230.

[4] 孟旭, 祝连波, 石振群. 基于粒子群算法的预制构件生产调度优化应用研究 [J]. 价值工程, 2020, 3: 287-290.

[5] 谢思聪, 陈小波. 基于多层编码遗传算法的两阶段装配式建筑预制构件生产调度优化 [J]. 工程管理学报, 2018, 32 (01): 18-22.

[6] Leu S S, Hwang S T. GA-based resource constrained flow-shop scheduling model for mixed precast production [J]. Automation in Construction, 2002, 11 (4): 439-452.

[7] Chan W T, Hu H. An application of genetic algorithms to precast production scheduling [J]. Computers & Structures, 2001, 79 (17): 1605-1616.

[8] Chan W T, Hu H. Production scheduling for precast plants using a flow shop sequencing model [J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2002, 16: 165-174.

[9] Ko C H, Wang S F. Ga-based decision support systems for precast production planning [J]. Automation in Construction, 2010, 19: 907-916.

[10] Yang Z, Ma Z, Song W. Optimized flowshop scheduling of multiple production lines for precast production [J]. Automation in Construction, 2016, 72: 321-329.

[11] Ma Z, Yang Z, Liu S, Wu S. Optimized rescheduling of multiple production lines for flowshop production of reinforced precast concrete components [J]. Automation in Construction, 2018, 95: 86-97.

[12] Wang Z, Hu H. Improved precast production scheduling model considering the whole supply chain [J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2017, 31: 04017013.

[13] Dawood B N, Hobbs B. Flow-shop scheduling model for bespoke precast concrete production planning [J]. Construction Management and Economics, 2005, 23 (1): 93-105.

[14] 吴立金, 夏冉, 詹红燕, 等. 基于深度学习的故障预测技术研究 [J]. 计算机测量与控制, 2018, 26 (2): 9-12.

[15] Mirjalili S, Lewis A. The whale optimization algorithm [J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.

[16] Goldbogen J A, Friedlaender A S, John C, et al. Integrative approaches to the study of baleen whale diving behavior, feeding performance, and foraging ecology [J]. BioScience, 2013 (2): 90-100.

[17] Hlawatsch F, Matz G. Wireless communications over rapidly time-varying channels [M]. Mcademic Press, 2011.

[18] Fang X, Jian X, Liu B, et al. Channel Estimation over doubly selective channels based on basis expansion model and compressive sensing [M]. Digital TV and Multimedia Communication, 2019.