

基于改进粒子群算法求解分布式多工厂生产调度问题

王仕存¹,唐敦兵¹,朱海华¹,聂庆炜¹,潘俊峰¹,杨雷²

(1. 南京航空航天大学 机电学院,江苏 南京 210016;

2. 江苏天安智联科技股份有限公司,江苏 无锡 214171)

摘要:为解决分布式多工厂生产调度问题,将其转化为分布式柔性车间调度问题,设计了基于二阶振荡的随机权重混合粒子群算法,以最小化、最大完工时间为目标,将柔性作业车间调度问题嵌套于分布式调度方式中进行求解,利用随机权重来平衡全局和局部搜索能力,运用学习因子的二阶振荡提高全局搜索能力,并通过算例仿真验证了该算法的有效性和优越性。

关键词:分布式多工厂;改进粒子群算法;二阶振荡;随机权重;最大完工时间

中图分类号:TH165 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2021)04-0009-05

Improved Particle Swarm Optimization Algorithm for Distributed Multi-plants Production Scheduling

WANG Shicun¹, TANG Dunbing¹, ZHU Haihua¹, NIE Qingwei¹, PAN Junfeng¹, YANG Lei²

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics,

Nanjing 210016, China; 2. Jiangsu Tianan Smart Science & Technology Co., Ltd., Wuxi 214171, China)

Abstract: To improve the distributed multi-plants production scheduling by converting it into a distributed and flexible job shop scheduling, a second-order oscillation-based random-weighted hybrid particle swarm optimization algorithm was designed. With the goal of minimizing the makespan, the flexible job shop scheduling problem was solved as a sub-problem of the distributed scheduling problem. Random weight was adopted to balance the global and local search capability, and the second-order oscillation of the learning factor was applied to improve the global search capability. The simulation results verify the effectiveness and superiority of the algorithm.

Keywords: distributed multi-plants; improved particle swarm optimization algorithm; second-order oscillation; random weight; makespan

0 引言

随着云制造^[1]和生产全球化的不断发展,基于云平台的大规模协同制造渐渐成为国内外制造业研究的重点。在此背景下,传统集中式制造工厂渐渐向分布式工厂转变^[2]。随着工厂数目的增多,传统的车间调度已难以满足云平台的需要。如何对各个分布式工厂的生产任务进行合理有效的调度,已成为当前迫切需要解决的问题。

近年来,国内外对分布式多工厂生产调度问题(distributed multi-plants production scheduling problem, DMPPSP)进行了相关的研究。根据车间之间是否存在交互,本文将每个工厂划分为多个独立的柔性制造单元(flexible manufacturing unit, FMU),把 DMPPSP 转化为分布式柔性车间调度问题(distributed and flexible job shop scheduling problem, DFJSP),从而解决了 DMPPSP 的问题。

由于该问题包含柔性作业车间调度问题(flexible job shop scheduling problem, FJSP),属于 NP-hard 问题^[3],目

前研究多采用智能优化算法进行求解。在国外,CHAOUCHI 等^[4]在混合蚁群算法的基础上提出了一套新型的动态调度规则,高效求解了 DMPPSP; MARZOUKI B 等^[5]为了得到最小化、最大完工时间,采用了基于化学反应优化的元启发式算法进行求解;在国内,吴锐等^[6]设计了一种包含三维向量的编码方案,运用改进人工蚁群算法提升了算法的局部搜索能力。这些研究都在一定程度上解决了 DMPPSP,但其算法多数存在不确定性大、易陷入局部最优解的缺陷。

本文将 DMPPSP 转化为 DFJSP,提出了一种改进的混合粒子群算法,提高了全局搜索能力,实现了以最小化、最大完工时间为目标的分布式多工厂生产调度问题的求解。

1 分布式柔性车间调度问题

1.1 符号描述

文中使用的符号含义如表 1 所示。

表1 符号含义表

符号	描述
T	工件类型集合
J	待加工工件集合
U	FMU 集合
H	FMU 与仓库中心的距离集合
M_u	FMU u 内的加工机器集合
i	工件序号
j	工序序号
m	FMU 内机器序号
u	FMU 序号
c	FMU 内机器的加工序列序号
t	工件类型总数目
n	待加工工件总数目
r	FMU 总数目
l_u	FMU u 内加工机器总数目
p_i	工件 i 的总工序数目
τ_u	FMU u 位置对 makespan 的影响系数
C_i	工件 i 的完工时间
C_{\max}	J 的最大完工时间
$B_{i,j}$	工件 i 工序 j 的起始加工时间
$D_{i,j}$	工件 i 工序 j 的终止加工时间
$P_{u,m,c}$	FMU u 机器 m 任务 c 的起始加工时间
$Q_{u,m,c}$	FMU u 机器 m 任务 c 的终止加工时间
$t_{u,m,i,j}$	FMU u 机器 m 工件 i 工序 j 加工时间
$y_{u,i}$	工件 i 分配至 FMU u 则为 1, 否则为 0
$x_{u,m,i,j}$	工件 i 工序 j 分配至 FMU u 的机器 m 上加工则为 1, 否则为 0

1.2 问题描述

问题描述:云平台上存在工件类型集合为 $\mathbf{T} = \{T_1, T_2, \dots, T_t\}$ 的待加工工件集合 $\mathbf{J} = \{J_1, J_2, \dots, J_n\}$, 需要将 \mathbf{J} 中的工件分配至 FMU 集合 $\mathbf{U} = \{U_1, U_2, \dots, U_r\}$ 进行加工, 其中各个 FMU 与仓库中心的距离集合为 $\mathbf{H} = \{H_1, H_2, \dots, H_r\}$ 。每个 FMU 有多个加工机器 $\mathbf{M}_u = \{M_{u,1}, M_{u,2}, \dots, M_{u,l_u}\}$, 每个工件加工过程共分为 p_i 道工序。

由上述描述可知,DFJSP 分为 3 个子问题,即 FMU 选择、机器选择和工序选择,如图 1 所示。

1.3 模型建立

本文模型基于的假设如下:

假设 1:在初始时刻,待加工工件集合确定,FMU 内任何机器都可用;

假设 2:每个 FMU 都能加工任意类型的工件,每个工件只能分配至一个 FMU;

假设 3:每个机器在某一时刻只能最多加工一个工件;

假设 4:每个工件的某个工序只能被某个机器连续独立加工完成;

假设 5:同一个 FMU 内的同类型加工机器对同一道

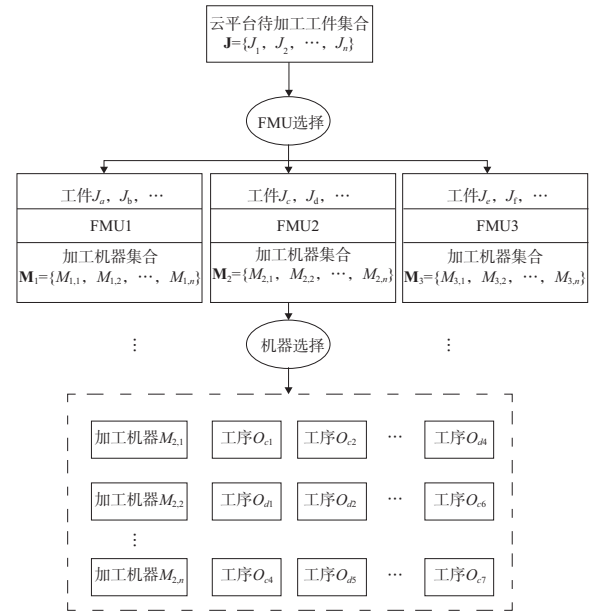


图1 DFJSP 示意图

工序的加工效果相同。

基于以上假设,本文建立了以最小化、最大完工时间为目标函数的模型,如下所示。

目标函数:

$$\min C_{\max} = \min \left\{ \max_{i=1,2,\dots,n} \{C_i\} \right\} \quad (1)$$

约束条件:

$$D_{i,j} \leq B_{i,j+1} \quad (2)$$

$$Q_{u,m,c} - P_{u,m,c} = t_{u,m,i,j} \quad (3)$$

$$P_{u,m,c+1} \geq Q_{u,m,c} \quad (4)$$

$$\sum_{u=1}^r y_{u,i} = 1 \quad (5)$$

$$\sum_{m=1}^{l_u} \sum_{j=1}^{p_i} x_{u,m,i,j} = \{0, p_i\} \quad (6)$$

$$\sum_{m=1}^{l_u} x_{u,m,i,j} = \{0, 1\} \quad (7)$$

其中:式(2)表示各工件工序具有先后顺序;式(3)表示每个机器正在加工的工序不能被打断;式(4)表示单个机器加工具有顺序性,在同一时刻只能加工一个工件;式(5)表示每个工件只能分配给一个 FMU 进行加工;式(6)表示各个 FMU 有能力加工完成任意工件;式(7)表示工件的每个工序只能分配至一个机器上进行加工。

2 模型求解

2.1 整体思想

模型求解的整体思路为将机器选择和工序选择作为 FJSP 嵌套于 FMU 的选择问题中。FMU 选择产生的解作为 FJSP 的输入,FJSP 的输出作为 FMU 选择解的评价指标,用于指导 FMU 选择产生更优解。

由于该研究问题属于 NP-hard 问题,故选用粒子群算法进行求解。标准粒子群算法收敛速度快,能够较为容

易地得到较优解,但同时存在着早熟收敛的缺陷^[7]。为了解决该问题,本文对标准粒子群算法进行改进,提出了基于二阶振荡的随机权重混合粒子群算法(RWSecVibratPSO),提高算法的全局搜索能力,算法流程图如图2所示。

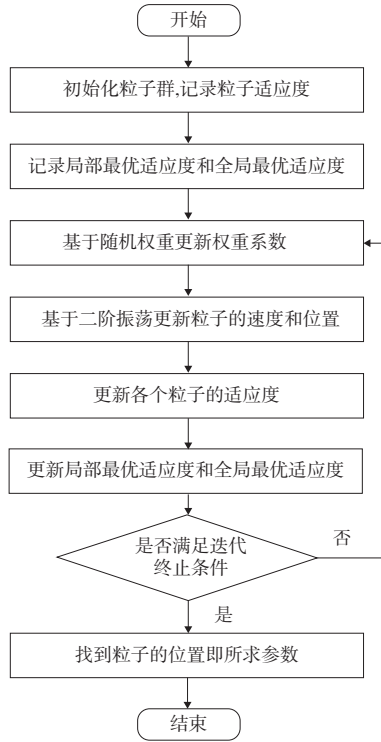


图2 RWSecVibratPSO流程图

2.2 算法具体设计

算法分为FMU选择和FJSP两部分。FMU选择嵌套FJSP。二者均采用RWSecVibratPSO算法进行求解。

a) FMU选择

1) 粒子编码

本文设计FMU选择的每个粒子表示的信息为各个待加工工件分配至各个FMU的概率,概率变化范围为(0,1)。

2) 粒子初始化

假设单个粒子的维度为 D_1 ,则每个粒子的速度和位置可分别表示为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD_1})$ 和 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD_1})$ 。随机初始化各粒子的速度和位置,并将各粒子的位置进行转化,得到各个FMU的分配方案。

本文选择FJSP作为FMU选择的适应度函数。FJSP的输入为粒子产生的各个FMU的分配方案,输出为FJSP的最小化、最大完工时间。考虑到各个FMU与仓库中心的距离不同,故根据距离设计影响系数 τ_u ,将各个FMU的最小化、最大完工时间乘以 τ_u 得到的结果作为单个FMU的最小化、最大完工时间。比较各个FMU的最小化、最大完工时间,取最大值作为该粒子的适应度,并初始化局部最优适应度与全局最优适应度。

3) 粒子更新策略

针对早熟收敛的问题,本文提出了改进的混合粒子群

算法RWSecVibratPSO,利用二阶振荡提高全局搜索能力,同时引入随机权重,平衡全局和局部搜索能力。该算法的速度与位置更新方程如下:

$$v_{ij}(t+1) = \omega v_{ij}(t) + c_1 r_1 [p_{ij}(t) - (1 + \xi_1) x_{ij}(t) + \xi_1 x_{ij}(t-1)] + c_2 r_2 [p_{gd} - (1 + \xi_2) x_{ij}(t) + \xi_2 x_{ij}(t-1)] \quad (8)$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \quad (9)$$

$$\omega = \mu + \sigma \times N(0, 1) \quad (10)$$

$$\mu = \mu_{\min} + (\mu_{\max} - \mu_{\min}) \times \text{rand}(0, 1) \quad (11)$$

在前二分之一迭代次数中,取

$$\xi_1 = \frac{(2\sqrt{c_1 r_1} - 1)(1 + \text{rand}(0, 1))}{c_1 r_1} \quad (12)$$

$$\xi_2 = \frac{(2\sqrt{c_2 r_2} - 1)(1 + \text{rand}(0, 1))}{c_2 r_2}$$

在后二分之一迭代次数中,取

$$\xi_1 = \frac{(2\sqrt{c_1 r_1} - 1) \times \text{rand}(0, 1)}{c_1 r_1} \quad (13)$$

$$\xi_2 = \frac{(2\sqrt{c_2 r_2} - 1) \times \text{rand}(0, 1)}{c_2 r_2}$$

式中: ω 为随机权重; c_1 与 c_2 为学习因子; r_1 、 r_2 和 $\text{rand}(0, 1)$ 为0~1的随机数; ξ_1 和 ξ_2 为随机数,表示二阶振荡的搜索能力,前期利用式(12)提高全局搜索能力,后期利用式(13)提高局部搜索能力; p_{ij} 为粒子 i 的局部最优适应度; p_{gd} 为粒子群的全局最优适应度; μ 、 μ_{\max} 和 μ_{\min} 分别为随机权重平均值、最大值和最小值; σ 为随机权重方差; $N(0, 1)$ 为符合正态分布的随机数。

b) FJSP

1) 粒子编码

本文FJSP的粒子表示工件在加工序列中下一个被加工的概率。通过对概率排序,根据工件的工艺规程得到相应的加工序列。

2) 粒子初始化

随机初始化粒子的速度与位置,经排序后得到加工序列,作为适应度函数的输入。

FJSP适应度函数的核心是利用加工序列将加工任务分配至空闲的加工机器。分配的原则为保证当前工序结束时间尽可能早。

根据FJSP的适应度函数,可得到输入加工序列的机器加工方案,从而确定最大完工时间的适应度。根据初始化粒子的加工序列,可对其适应度进行初始化,进而对局部最优适应度与全局最优适应度完成初始化。

3 仿真实验与分析

为了验证RWSecVibratPSO算法的有效性,本文设计了相关的仿真实验,利用该算法对DMPPSP进行求解,同时选择标准粒子群算法作为对比算法进行比较分析。

3.1 仿真实验设计

设定共有3个分布式工厂,其与仓库中心的距离的比值分别为130、110、100,包含的FMU分别为FMU1、FMU2和FMU3、FMU4。每个FMU包含多个加工机器,其中

FMU1 与 FMU2 均包含 3 台车床、2 台铣床、2 台磨床与 2 台镗床,FMU3 与 FMU4 均包含 2 台车床、2 台铣床、2 台磨床与 2 台镗床。待加工工件共 6 种,每种工件的加工工序及加工时间如表 2 所示。现需要加工工件集合 $A = \{4, 4, 4, 4, 4, 4\}$, 其中各个数字表示从左到右的序号为工件类型的加工数量。各种类型工件的加工信息如表 2 所示。

表 2 各种类型工件的加工信息

类型	工序	加工机器	各 FMU 加工时间/h			
			1	2	3	4
T_1	O_{11}	车床	9.5	9.0	10.0	10.0
	O_{12}	车床	6.5	6.0	7.5	7.0
	O_{13}	车床	7.0	6.5	7.5	7.5
	O_{14}	磨床	6.0	7.0	7.5	7.0
T_2	O_{21}	镗床	2.5	3.0	3.0	4.0
	O_{22}	车床	12.5	12.0	12.0	13.0
	O_{23}	磨床	4.0	5.0	4.0	4.0
T_3	O_{31}	车床	5.0	4.5	5.0	6.0
	O_{32}	磨床	5.0	5.0	5.0	5.0
T_4	O_{41}	车床	4	4	5	5
	O_{42}	车床	19	19	19	20
	O_{43}	铣床	20	20	19	22
	O_{44}	磨床	8	7	7	8
T_5	O_{51}	车床	9	9	9	10
	O_{52}	磨床	10	10	10	11
	O_{53}	磨床	4	5	5	5
	O_{54}	磨床	6	7	5	6
T_6	O_{61}	车床	4	4	5	5
	O_{62}	车床	16	15	16	17
	O_{63}	铣床	16	15	16	17
	O_{64}	磨床	6	7	6	7

RWSecVibratPSO 算法的参数设置分为 FMU 选择和 FJSP。对于 FMU 选择,设定粒子个数为 30,迭代次数为 50。 c_1 和 c_2 分别取 0.5 和 1.5。对于 FJSP,设定粒子个数为 50,迭代次数为 50。 c_1 和 c_2 分别取 2 和 2.1。随机权重的取值两部分相同,即 ω_{max} 、 ω_{min} 和 σ 分别取值为 0.95、0.75 和 0.5。

由于各个 FMU 与仓库中心的距离不同,故根据距离的比值设计 τ_1 、 τ_2 、 τ_3 、 τ_4 分别为 1.3、1.1、1.1、1。

3.2 仿真结果分析

利用 RWSecVibratPSO 算法求解,得到一个较优解,即将 A 分解成 4 部分,分别为 $\{1, 2, 1, 0, 0, 2\}$ 、 $\{2, 1, 1, 2, 1, 0\}$ 、 $\{0, 1, 1, 2, 1, 0\}$ 和 $\{1, 0, 1, 0, 2, 2\}$, 并将其对应分配至 FMU1、FMU2、FMU3 和 FMU4。其最小化、最大完工时间为 63.25。各个 FMU 调度安排的甘特图如图 3 所示。其中纵轴为各 FMU 的机器编号,横轴为加工时间,不同颜色区块对应不同的加工工件,区块上的编号与 6 的余数代表其

对应的工件类型,当余数为 0 时代表第 6 种工件(本刊为黑白印刷,如有疑问可咨询作者)。

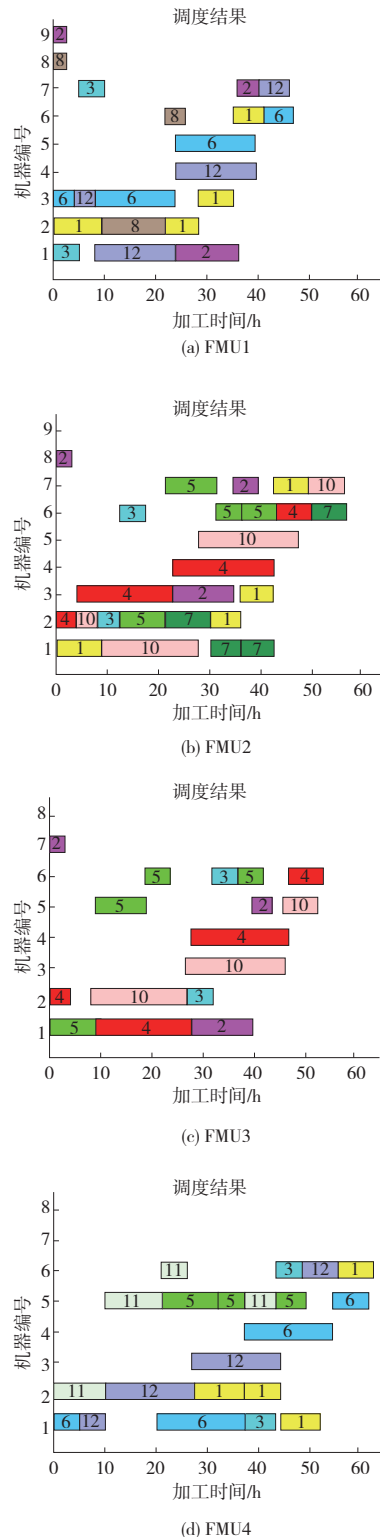


图 3 各 FMU 调度的甘特图

为验证本文算法的优越性,本文采用标准粒子群算法作为对比算法,与 RWSecVibratPSO 算法在粒子数为 30、迭代次数为 50 的条件下,各独立运行 10 次,比较两种算法得到最小化、最大完工时间的最大值、最小值和平均值,如表 3 所示。

表3 RWSecVibratPSO与PSO结果对比表

算法	单位:h		
	最大值	最小值	平均值
RWSecVibratPSO	67.100	63.250	65.695
PSO	71.000	64.350	67.715

由表3可知,本文提出的算法相比于PSO算法具有较强的鲁棒性和搜索性,在处理DMPPSP问题方面能力更优。

4 结语

本文针对DMPPSP,将其转化为DFJSP,提出了基于二阶振荡的随机权重混合粒子群算法。首先明确了要研究的问题,构建了DFJSP的数学模型;其次确定了算法的整体框架,将FJSP嵌套于FMU选择中进行求解;再者,设计了基于二阶振荡的随机权重混合粒子群算法,采用随机权重平衡全局和局部搜索能力,利用学习因子的二阶振荡提高全局搜索能力;最后,通过实例仿真,验证了本文算法的有效性和优越性。

参考文献:

- [1] 李伯虎,张霖,任磊,等.再论云制造[J].计算机集成制造系统,2011,17(3):449-457.
- [2] 吴秀丽,刘夏晶.差分进化算法求解分布式柔性作业车间调度问题[J].计算机集成制造系统,2019,25(10):2539-2558.
- [3] 张喆,刘阶萍,张予昊.基于BP神经网络的不确定性动态Job-shop调度研究[J].机械制造与自动化,2019,48(5):121-125,139.
- [4] CHAOUCH I, DRISS O B, GHEDIRA K. A novel dynamic assignment rule for the distributed job shop scheduling problem using a hybrid ant-based algorithm[J]. Applied Intelligence, 2019, 49(5):1903-1924.
- [5] MARZOUKI B, DRISS O B, GHÉDIRA K. Solving distributed and flexible job shop scheduling problem using a chemical reaction optimization metaheuristic[J]. Procedia Computer Science, 2018, 126:1424-1433.
- [6] 吴锐,郭顺生,李益兵,等.改进人工蜂群算法求解分布式柔性作业车间调度问题[J].控制与决策,2019,34(12):2527-2536.
- [7] 吴静,罗杨.动态调整惯性权重的粒子群算法优化[J].计算机系统应用,2019,28(12):184-188.

收稿日期:2020-07-03

(上接第8页)

- [61] ACIKBAS N C, KARA F. The effect of z value on intergranular phase crystallization of α_1/β_1 -SiAlON-TiN composites[J]. Journal of the European Ceramic Society, 2017, 37(3):923-930.
- [62] LAN Y L, LI J Q, CHEN Q Z, et al. Mechanical properties and thermal conductivity of dense β -SiAlON ceramics fabricated by two-stage spark plasma sintering with Al_2O_3 -AlN- Y_2O_3 additives[J]. Journal of the European Ceramic Society, 2020, 40(1):12-18.
- [63] JOSHI B, GYAWALI G, WANG H, et al. Thermal and mechanical properties of hot pressed translucent Y_2O_3 doped Mg- α/β -SiAlON ceramics[J]. Journal of Alloys and Compounds, 2013, 557:112-119.
- [64] LI Y J, LIU D H, ZENG C F, et al. Effects of Sm_2O_3 content on the microstructure and mechanical properties of post-sintered reaction-bonded β -SiAlON[J]. Journal of Materials Engineering and Performance, 2016, 25(3):1143-1149.
- [65] ÇALIŞKAN F, TATLI Z, GENSON A, et al. Pressureless sintering of β -SiAlON ceramic compositions using fluorine and oxide additive system[J]. Journal of the European Ceramic Society, 2012, 32(7):1337-1342.
- [66] ACIKBAS N C, TEGMEN S, OZCAN S, et al. Thermal shock behaviour of α/β -SiAlON-TiN composites[J]. Ceramics International, 2014, 40(2):3611-3618.
- [67] NEKOUËE K A, KHOSROSHAHI R A. Sintering behavior and mechanical properties of spark plasma sintered β -SiAlON/TiN nanocomposites[J]. International Journal of Refractory Metals and Hard Materials, 2016, 61:6-12.
- [68] SUN Q C, YANG J, YU Y, et al. The novel SiAlON-sn composite with high toughness and wear resistance prepared at a lower-temperature[J]. Tribology International, 2020, 147:106239.
- [69] GARRETT J C, SIGALAS I, HERRMANN M, et al. cBN reinforced $\text{Y}-\alpha$ -SiAlON composites[J]. Journal of the European Ceramic Society, 2013, 33(11):2191-2198.
- [70] HOTTA M, GOTO T. Densification and phase transformation of β -SiAlON-cubic boron nitride composites prepared by spark plasma sintering[J]. Journal of the American Ceramic Society, 2009, 92(8):1684-1690.
- [71] CINAR A, BASKUT S, SEYHAN A T, et al. Tailoring the properties of spark plasma sintered SiAlON containing graphene nanoplatelets by using different exfoliation and size reduction techniques: anisotropic mechanical and thermal properties[J]. Journal of the European Ceramic Society, 2018, 38(4):1299-1310.
- [72] MALLIK A K, REDDY K M, ACIKBAS N C, et al. Influence of SiC addition on tribological properties of SiAlON[J]. Ceramics International, 2011, 37(7):2495-2504.
- [73] BITTERLICH B, BITSCH S, FRIEDERICH K. SiAlON based ceramic cutting tools[J]. Journal of the European Ceramic Society, 2008, 28(5):989-994.
- [74] LIN M T, CHEN G R, YANG Y X, et al. Microstructure and room-temperature mechanical properties of β -SiAlON/SiC nanocomposites[J]. Materials Science and Engineering: A, 2006, 433(1/2):329-333.

收稿日期:2021-05-12