

DOI:10.16410/j.issn1000-8365.2022.05.006

数据驱动的镍基高温合金多目标优化设计与开发

邓钥丹¹, 胡旺², 连利仙¹, 巩秀芳³, 刘颖¹, 章语², 王誉程¹

(1. 四川大学材料科学与工程学院, 四川成都 610065; 2. 电子科技大学计算机科学与工程学院, 四川成都 611731; 3. 长寿命高温材料国家重点实验室, 四川德阳 618000)

摘要: 为了研发综合性能优异的新型镍基铸造高温合金, 利用机器学习和多目标优化综合策略预测优化合金成分, 设计了兼具高 γ' 相体积分数、高 γ' 相固溶温度、低 TCP 相含量、高液相线温度和宽热处理窗口等多目标特征的候选合金。结果表明, 通过在固溶和时效热处理中调控固溶温度和时间, 获得了 γ' 相体积分数趋近 65%、 γ' 相固溶温度趋近 1 210 °C、TCP 相含量趋近 0.01%, 以及液相线温度高于 1 300 °C 和热处理区间大于 40 °C 的高温合金, 同时满足预期设计的多个目标和约束, 模型预测精度高。与具有优异高温力学性能的典型牌号 K438 相比, 具有更高的 γ' 相体积分数、 γ' 相固溶温度, 和良好的高温应用潜力。

关键词: 镍基高温合金; 多目标; 机器学习; 热处理; 微观结构

中图分类号: TG146.1+5

文献标识码: A

文章编号: 1000-8365(2022)05-0351-06

Data-driven Multi-objective Optimization Design and Development of Ni-base Superalloy

DENG Yuedan¹, HU Wang², LIAN Lixian¹, GONG Xiufang³, LIU Ying¹, ZHANG Yu², WANG Yucheng¹

(1. College of Materials Science and Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China; 2. School of Computer Science and Engineering, University of Electronic Science and Technology, Chengdu 611731, China; 3. State Key Laboratory for Long-life High Temperature Materials, Deyang 618000, China)

Abstract: In order to develop a new nickel-based cast superalloy with excellent comprehensive performance, the candidate alloys with multi-objective characteristics such as high γ' phase volume fraction, high γ' phase solid solution temperature, low TCP phase content, high liquidus temperature and wide heat treatment window were designed by using machine learning and multi-objective optimization strategy. The results show that the volume fraction of γ' phase tends to 65%, the solution temperature of γ' phase tends to 1 210 °C, the content of TCP phase tends to 0.01%, and the liquidus temperature is higher than 1 300 °C and the heat treatment interval is greater than 40 °C by regulating the solution temperature and time in the solution and aging heat treatment, and the multiple objectives and constraints of the expected design can be met at the same time. The prediction accuracy of the model is high. Compared with the typical brand K438 with excellent mechanical properties at high temperature, it has higher volume fraction of γ' phase, solution temperature of γ' phase and good application potential at high temperature.

Key words: Ni-base superalloy; multi-objective; machine learning; heat treatment; microstructure

镍基高温合金因其优异的高温服役性能被广泛应用于航空发动机和工业燃气轮机等热端部件^[1-2]。合金的力学性能取决于其微观结构, 其中, γ' 相是 Ni 基高温合金的主要强化相, 它的体积分数、形貌大小、存在位置和相转变温度对于高温性能而言都是重要的影响因素^[3-4]。对于铸造镍基高温合金

来说, 当 γ' 相体积分数在 65% 左右时, 高温蠕变强度和高温断裂强度最高^[5-7]。而高的 γ' 相固溶温度意味着合金能在更高的温度条件下维持稳定性, 但过高则不利于后续的固溶处理^[8-10]。镍基高温合金的合金化程度较高, 而合金元素种类增多导致容易在晶界处形成 TCP (topologically close-packed 拓扑密排) 相, 成为裂纹的起源和聚集, 从而大幅降低合金的强度^[11-12]。所以控制 TCP 相的形成是镍基高温合金材料设计中不可或缺的考虑因素。此外, 液相线温度和热处理区间也被证明影响着合金的铸造性能和工艺性能^[13]。因此, 为了实现镍基高温合金优异的高温力学性能, 需要同时考虑 γ' 相体积分数 ($V_{\gamma'}$)、 γ' 相固溶温度 ($T_{\gamma'}$)、TCP 相含量、液相线温度 (T_l) 和热处理

收稿日期: 2022-04-01

基金项目: 国家自然科学基金(61976046); 四川省先进材料重大科技专项(2019ZDZX0022)

作者简介: 邓钥丹(1997—), 硕士研究生。研究方向: 镍基高温合金。

通讯作者: 连利仙(1976—), 教授。研究方向: 镍基高温合金和机器学习。Email: scu_lianyixian@126.com。

区间($T_s-T\gamma'$)等多个微观参数。但是,由于镍基高温合金的组成元素复杂且具有多种强化机制,设计时同时满足多种预期目标的高温合金具有巨大的挑战。

近年来,基于数据驱动的人工智能技术推动了新材料的快速研发,并开始探究材料成分-组织-工艺-性能的“黑箱式”隐性关系^[14]。与传统的仅基于实验研究的“试错法”相比,它可以显著降低成本和时间。利用机器学习建立材料参数(如成分和工艺等)与目标量(如性能、微观组织、相组成等)间的映射关系,可以实现材料成分、结构、组织、工艺、性能的预测^[15-18]。但是,面对多重约束和相互冲突的性能,机器学习却难以做到同时兼顾。而多目标优化算法则可以有效地解决非线性和多维材料设计问题^[19]。其中,基于多目标遗传算法能够通过全局概率优化,搜索满足多个约束和相互冲突的性能的候选空间^[20]。因此,机器学习和多目标遗传算法相组合的策略有望在同时兼顾多个目标性能下,通过全局优化来寻找合适的候选合金成分。

本文基于 Thermo-Calc 热力学数据,采用机器学习与多目标优化综合策略,优化设计镍基高温合金成分。选取所预测的候选成分空间中两种合金进行试验,研究热处理工艺对其微观组织的影响,并对预测模型的多目标参数($V\gamma'$ 、 $T\gamma'$ 、TCP 相含量、 T_l 和 $T_s-\gamma'$)进行实验验证,为开发综合性能优异的新型镍基高温合金提供新思路。

1 实验方法

1.1 设计策略

基于机器学习和多目标遗传算法的设计策略,设计新型镍基高温合金。选择 Al、Ti、Ta、Nb、Hf、Cr、Co、W、Mo 9 个元素含量作为变量,固定晶界强化元素 C 的质量分数为 0.1%。成分空间的定义如表 1 所示,利用 Python 程序在预先定义的范围内对成分进行随机取样。从 Thermo-Calc 软件中的 TCNi9 数据库中高通量计算各组分 900 °C 时平衡态的相含量和相变温度,共采集到 569 09 个热力学数据。根据镍基高温合金领域知识分别选择 $V\gamma'$ 趋近于

65%, $T\gamma'$ 趋近于 1 210 °C,TCP 相含量趋近于 0.01% 作为 3 个寻优目标;并将 T_l 大于 1 300 °C 和 $T_s-T\gamma'$ 大于 40 °C(商用合金一般在 0~30 °C)作为两个约束条件。建立三目标的前馈神经网络模型,以输入层(合金成分)到隐藏层的 Sigmoid 函数作为激活函数,隐藏层到输出层(微观参数目标和约束)作为线性输出。调整模型参数,选取精度最高(3 个目标的平均 $R^2=0.956\ 0$, R^2 表达式见公式(1))的神经网络模型作为代理模型。利用多目标遗传算法中改进的非支配排序遗传算法(NSGA-II,采用默认参数设置)进行全局概率搜索,寻找同时满足多个目标和约束的候选合金成分,从候选合金中选择 C1 和 C2 合金为例开展样品制备与微观参数表征实验,其合金成分和预测的微观参数信息如表 2 所示。

$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^n(Y_i-\tilde{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n(Y_i-\bar{Y})^2} \quad (1)$$

式中, Y_i 代表第 i 个样本的真实值; $\tilde{Y}_i$ 代表第 i 个样本的预测值; n 代表数据个数; $\bar{Y}$ 代表真实值的平均值。 R^2 的取值范围为 0~1,值越接近 1 代表模型性能越优。对 3 个目标 $T\gamma'$ 、 $V\gamma'$ 和 TCP 相含量分别计算精度 R^2 ,并得到平均精度。

1.2 样品制备与表征

采用纯度大于 99.95%的金属原料,利用真空感应熔炼制备合金铸锭。在温度为 50~1 400 °C,升温速率为 5 °C min⁻¹ 和高纯度氩气流动的条件下,用 TG-DSC(METTLER1100LF)对尺寸为 4 mm×4 mm×1 mm 的样品进行差热分析。根据 DSC 升温曲线,采用截线法测定相变温度,以此为依据制定热处理制度。热处理工艺参数见表 3,调控固溶温度和时间,时效处理均采用 900 °C×4 h,冷却方式均为空冷。超声清洗样品后在马弗炉中进行固溶与时效处理。采用蔡司场发射扫描电子显微镜(field emission scanning electron microscope (FE-SEM, JEOL JSM-7900F))进行二次电子成像分析微观组织形貌。利用 Image-Pro plus 6.0 软件对 5 种不同微观组织图像统计计算

表1 合金成分 w/%
Tab.1 Alloy composition

Element	Al	Ti	Ta	Nb	Hf	Cr	Co	W	Mo	C	Ni
Content /%	4~7	1~4	0~2	0~2	0~2	6~18	6~14	0~12	0~8	0.1	The rest

表2 候选合金成分和模型预测的微观参数
Tab.2 Candidate alloy composition and microcosmic parameters predicted by the model

Candidate%	Al	Ti	Ta	Nb	Hf	Cr	Co	W	Mo	C	Ni	$T\gamma'$ /°C	$V\gamma'$ /%	TCP/%	T_l /°C	$T_s-T\gamma'$ /°C
C1	5.5	3.65	0.55	0.15	0.15	10.8	7.55	0.65	4.85	0.1	The rest	1 206	65	0	1 336	64
C2	5.5	2.50	1.15	1.40	0	6.5	7.05	3.45	2.85	0.1	The rest	1 230	64	0	1 355	79

表 3 热处理制度
Tab.3 Heat treatment parameters

Heat treatment	Solution		Aging	
	Temperature/℃	Time/h	Temperature/℃	Time/h
HT1	1 220	4	900	4
HT2	1 220	6	900	4
HT3	1 240	4	900	4

$V_{\gamma'}$ 的平均值。

2 结果与分析

2.1 相变温度分析

利用 DSC 测试两个候选合金的相变温度,对 T_l 、 T_s 、 $T_{\gamma'}$ 进行标定。候选合金 C1 和 C2 的加热曲线如图 1(a)、(b)所示。从加热曲线的拐点可以直接得到 $T_{\gamma'}$ 和 T_l , 由图可见, C1 和 C2 合金的 $T_{\gamma'}$ 分别为 1 205 ℃ 和 1 222 ℃, 均趋近于设计目标 1 210 ℃, 这有利于合金保持热稳定性和良好的持久强度; T_l 分别为 1 323 ℃ 和 1 355 ℃, 均满足高于 1 300 ℃ 的预设约束条件。从外推基线和加热曲线中最大曲线

斜率切线的交点获得两个候选合金的 T_s 分别为 1 273 ℃ 和 1 307 ℃。由此可知, 合金 C1 和 C2 的热处理温度区间(即 T_s - $T_{\gamma'}$ 的差值)较宽, 分别为 68 ℃ 和 85 ℃, 均满足大于 40 ℃ 的预设约束条件, 且远高于商业合金要求, 这将有利于合金保持良好的热处理工艺性能。与表 2 中所列的模型预测值相比, 实验测得的相变温度稍偏低, 可能是由于 DSC 实验中熔体过冷度较大导致的实际结晶温度低于理论值^[21]。图 1(c)所示是 C1 和 C2 两个候选合金相变温度的实验值及其与预测值误差对比, 误差棒代表预测值与实验值的误差值大小, 由图可见, 3 个相变温度的误差均在 4% 以内, 表明模型在预测相变温度上具有很高的精度。

2.2 微观组织分析

镍基高温合金的力学性能取决于其微观结构, 而热处理工艺可以调整和优化微观组织, 因此确定合适的热处理参数十分重要^[22]。固溶处理旨在溶解凝固过程中形成的粗大 γ' 相, 重新析出细小的 γ'

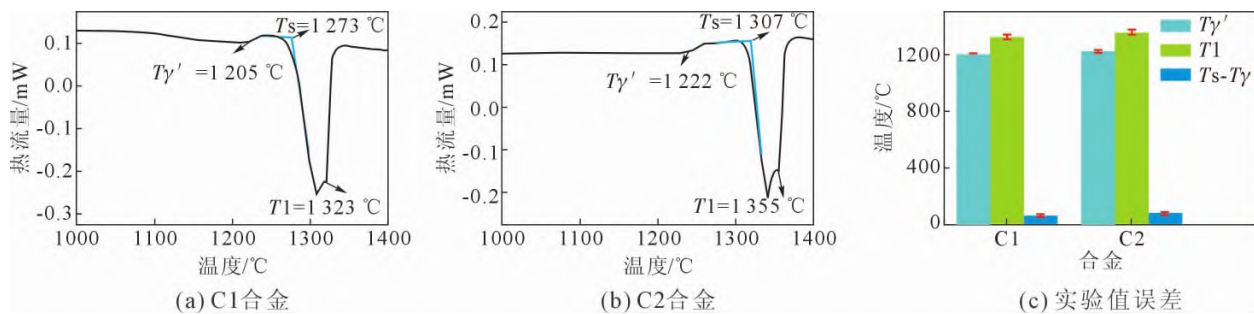


图 1 DSC 加热曲线
Fig.1 DSC heating curve

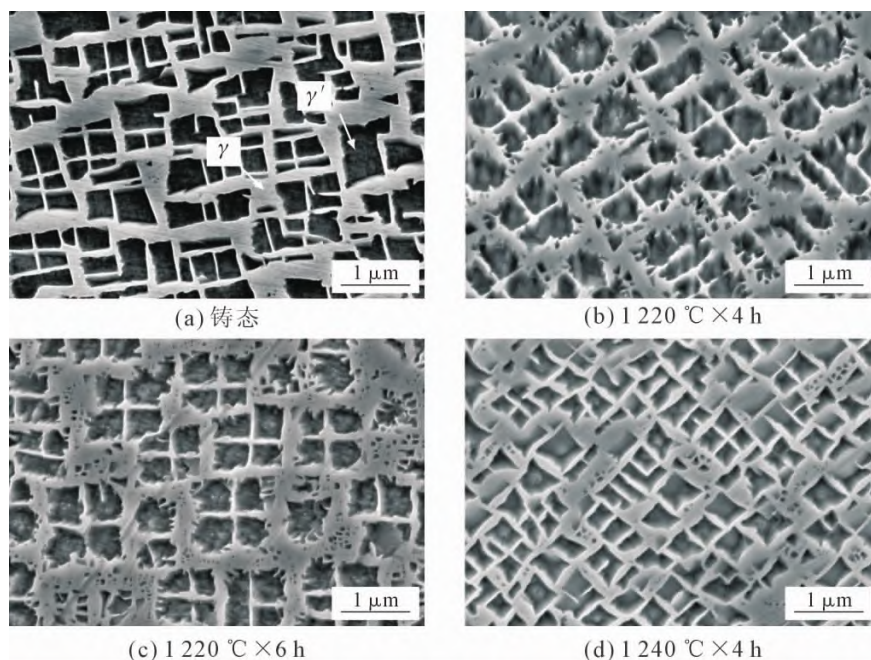


图 2 C1 合金不同固溶温度和时间处理后微观组织的 SEM 图像
Fig.2 SEM images of C1 alloy treated at different solution temperature and time

相,以及减少由于元素分配到枝晶干和枝晶间区域而导致的成分偏析^[8]。为了得到优异的高温强度,本文采用完全固溶热处理,通过调控固溶温度和固溶时间对合金组织进行优化。利用扫描电子显微镜观察 C1、C2 合金的铸态和热处理后的微观组织。从 SEM 金相样品中均未观察到 TCP 相,满足 TCP 相含量趋近于 0.1%的设计目标,有利于控制裂纹的生成从而避免强度大幅降低^[11]。

从图 2(a)可以看出 C1 合金铸态组织中 γ 相基体上分散着粗大的不规则沉淀强化相 γ' 。从图 2(b)和 (c) 可以看出在 1 220 °C 分别固溶 4 h 和 6 h 及 900 °C 时效处理 4 h 后,一次 γ' 相呈不规则立方体和球形,这是由于温度较低 γ' 相还未完全溶解于基体中。升高温度至 1 240 °C,可以明显观察到立方体的一次 γ' 相和周围分布的少量不规则二次 γ' 相,如图 2(d)所示。在 γ' 相形态由球形转变为立方体状的过程中,粒子曲率半径变大,使得合金中 γ/γ' 比界面能降低, γ' 相更稳定,立方度也更好,这有利于合金

保持良好的高温性能^[23]。

候选合金 C2 不同状态下的组织图像如图 3 所示。它的铸态组织中 γ' 相呈现不规则球形,如图 3(a)所示。经 1 220 °C×4 h/AC+900 °C×4 h/AC 热处理后出现规则立方体的一次 γ' 相和少量细小的二次 γ' 相,如图 3(b)所示。而延长固溶时间和提高固溶温度后,从图 3(c)、(d)中可以发现 γ' 相转变为不规则近球形,出现钝化,边线有溶解现象,可能已经发生了初熔^[24]。

不同的固溶处理温度和时间除了影响 γ' 相的形貌还会影响 γ' 相尺寸大小、分布和体积分数^[23]。对 C1 和 C2 两个候选合金的 γ' 相体积分数和 γ' 相平均当量直径进行测算,结果如图 4 所示。从图 4(a)中可以看出铸态下和不同热处理后 γ' 相体积分数的变化。C1 合金的 γ' 相体积分数从铸态下的 66%,降低至 1 220 °C×4 h+900 °C×4 h 时的 58%,后随着固溶时间的延长和固溶温度的提升又逐渐上升,在固溶 1 240 °C×4 h+900 °C×4 h 后的体积分数达到 64%。

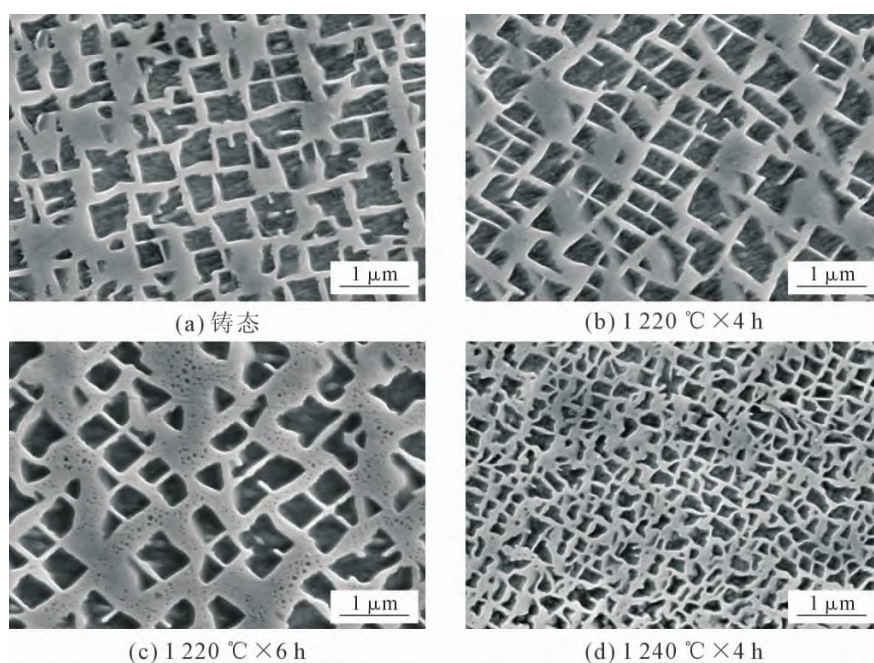


图 3 C2 合金不同固溶温度和时间处理后微观组织的 SEM 图像

Fig.3 SEM images of C2 alloy treated at different solution temperature and time

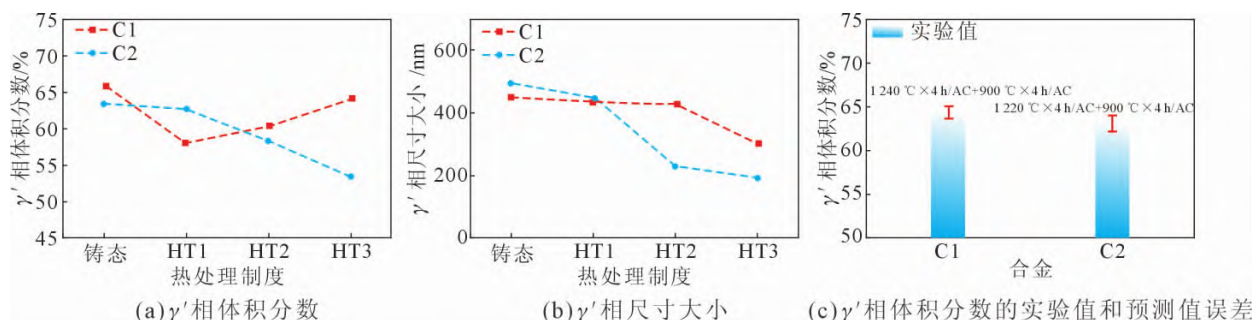


图 4 热处理制度对 γ' 相的影响

Fig.4 Effect of heat treatment on γ' phase

这是因为 1 240 °C×4 h 固溶处理后, 基体中 γ' 相过饱和度增大, 在随后的时效处理中 γ' 相均匀析出, 数量增加^[25]。与 C1 合金的 γ' 相体积分数的变化趋势不同, 候选合金 C2 的 $V_{\gamma'}$ 在铸态下为 63%, 1 220 °C×4 h+900 °C×4 h 热处理后为 60.5%, 而在延长固溶时间和提高固溶温度后体积分数的逐渐下降。这也佐证了随着固溶时间的延长和固溶温度的升高 γ' 相已经发生初熔。

由于固溶处理后 γ' 相已基本回溶进 γ 基体中, 时效后析出的二次 γ' 相细小弥散, 所以 C1 与 C2 经 3 个不同的热处理制度后的 γ' 相尺寸均小于铸态的 γ' 相, 且 γ' 相的尺寸随着固溶时间的延长和固溶温度的升高均呈现下降趋势, 如图 4(b) 所示, 符合 γ' 相的生长动力学规律^[25]。

本研究中, 不同的固溶热处理制度对两个候选合金在 γ' 相的形态、 γ' 相体积分数和 γ' 相尺寸上影响较大。综合来看, 候选合金 C1 的合适热处理制度为 1 240 °C×4 h/AC+900 °C×4 h/AC, C2 的合适热处理制度为 1 220 °C×4 h/AC+900 °C×4 h/AC。

两个候选合金在各自最佳热处理制度后的 γ' 相体积分数的与模型预测值的对比如图 4(c) 所示, 误差均低于 2%。可以证明本工作建立的预测模型对于设定的 3 个目标($T_{\gamma'}$ 、 $V_{\gamma'}$ 和 TCP 相含量)和两个约束(T_I 和热处理区间)上有很高的预测精度, 这对于新合金的设计与开发将有很高的指导性。

2.3 综合性能分析

将两个候选合金与具有优异高温力学性能的典型牌号 K438 进行对比(其中 K438 的相变温度和 γ' 相体积分数的经 Thermo-Calc 计算得到, γ' 相尺寸大小由文献得到^[26]), 如图 5 的雷达图所示。可以发现两个候选合金 C1、C2 在 6 个维度上十分接近, 但 C1 合金的 γ' 相尺寸相对更加细小, 这意味着 C1 拥有更长蠕变断裂寿命的潜力。而 C2 合金的热处理区间相对更宽, 意味着具有更优异的工艺性能。与 K438 相比, 合金 C1、C2 虽然在热处理区间和 γ' 相

尺寸上表现略逊, T_I 和 TCP 相含量比较相近, 但合金 C1、C2 的 γ' 相固溶温度比 K438 高 60 °C 以上, γ' 体积分数的 20% 以上。已有研究表明, 高的 γ' 相体积分数和 γ' 相固溶温度是影响合金高温力学性能重要的微观参数^[5-6, 27]。因此, 综合性能优异的候选合金 C1、C2 具有应用于高温环境的力学性能潜力, 将在后续工作中进一步研究。

3 结论

基于热力学数据, 利用机器学习和多目标优化相结合的综合设计策略, 通过对合金固溶温度和固溶时间的调控, 研发了同时满足多个目标、具有优异综合性能和良好应用潜力的新型镍基高温合金。主要结论如下:

(1) 开发了具有优异综合性能的合金, 同时满足 γ' 相体积分数的趋近 65%、 γ' 相固溶温度趋近 1 210 °C 和 TCP 相含量趋近 0.01%, 液相线温度高于 1 300 °C 和热处理区间大于 40 °C 等多个目标。

(2) 候选合金 C1 和 C2 相较于具有优异高温力学性能的成熟牌号 K438, γ' 相固溶温度高 60 °C 以上, γ' 相体积分数的 20% 以上, 并且能够同时兼顾和平衡多个性能。

(3) 经实验验证, 两个候选合金实验值与模型预测值在 3 个目标($T_{\gamma'}$ 、 $V_{\gamma'}$ 、TCP 相含量)和两个约束(T_I 和热处理区间)上均表现出高的预测精度, 为满足多目标的新合金设计开发提供了新策略。

参考文献:

- [1] POLLOCK T M. Alloy design for aircraft engines[J]. Nature Materials, 2016, 15(8): 809.
- [2] XUE D, BALACHANDRAN P V, HOGDEN J, et al. Accelerated search for materials with targeted properties by adaptive design[J]. Nature Communications, 2016, 7: 11241.
- [3] WANG X G, LIU J L, JIN T, et al. Creep deformation related to dislocations cutting the gamma' phase of a Ni-base single crystal superalloy[J]. Materials Science & Engineering A, 2015, 626: 406-414.
- [4] REED R C. The superalloys fundamentals and applications[M]. Cambridge University Press, 2006, 39-42.
- [5] MUKHERJI D, RÔSIER J. Effect of the γ' volume fraction on the creep strength of Ni-base superalloys[J]. Ztschrift Fur Metallkunde, 2013, 94(5): 478-484.
- [6] SUZUKI A, MATSUO T, TAKEYAMA M. Microstructure control of Ni base alloys with high volume fraction of D022 compound [C]// Proceedings of the Superalloys 2004. USA: TMS(The Minerals, Metals & Materials Society), 2004: 115-124.
- [7] KOIZUMI Y, RO Y, NAKAZAWA S, et al. NiTi-base intermetallic alloys strengthened by Al substitution[J]. Materials Science &

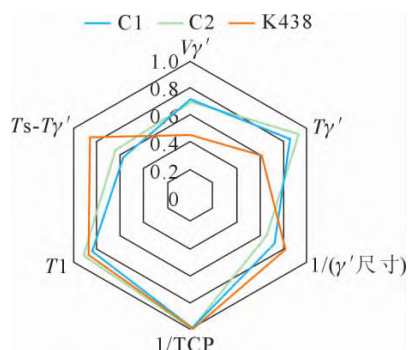


图 5 C1、C2 和 K438 的雷达图
Fig.5 Radar diagram of C1, C2 and K438

- Engineering A, 1997, 223(1-2): 36-41.
- [8] FUCHS G E, BOUTWELL B A. Modeling of the partitioning and phase transformation temperatures of an as-cast third generation single crystal Ni-base superalloy[J]. Materials Science & Engineering A, 2002, 333(1-2): 72-79.
- [9] CHATTERJEE M, KISHORE A P, SARKAR P, et al. Effect of processing conditions on structure, properties and performance of a nickel base cast superalloy for high temperature applications [M]. Springer International Publishing, 2013, 357-364.
- [10] 郑亮, 肖程波, 张国庆, 等. 铸造镍基高温合金 IN792 的凝固和偏析行为研究[J]. 稀有金属材料与工程, 2012, 41(8): 1457-1462.
- [11] ZHOU T, WEI F, ZHAO H, et al. Coupling effects of tungsten and molybdenum on microstructure and stress-rupture properties of a nickel-base cast superalloy[J]. Progress in Natural Science, 2018, 28(1): 45-53.
- [12] MACKAY R A, NATHAL M V, PEARSON D D. Influence of molybdenum on the creep properties of nickel-base superalloy single crystals [J]. Metallurgical and Materials Transactions A, 1990, 21(1): 381-388.
- [13] D'SOUZA N, DONG H B, ARDAKANI M G, et al. Solidification path in the Ni-base superalloy, IN713LC—quantitative correlation of last stage solidification[J]. Scripta Materialia, 2005, 53(6): 729-733.
- [14] 宿彦京, 付华栋, 白洋, 等. 中国材料基因工程研究进展 [J]. 金属学报, 2020, 56(10): 1313-1323.
- [15] 谢建新, 宿彦京, 薛德祯, 等. 机器学习在材料研发中的应用[J]. 金属学报, 2021, 57(11): 19.
- [16] ZHANG H, FU H, HE X, et al. Dramatically enhanced combination of ultimate tensile strength and electric conductivity of alloys via machine learning screening [J]. Acta Materialia, 2020, 200: 803-810.
- [17] DENG Z H, YIN H Q, JIANG X, et al. Machine-learning-assisted prediction of the mechanical properties of Cu-Al alloy[J]. International Journal of Minerals, Metallurgy and Materials, 2020, 27(3): 362-373.
- [18] WEN C, ZHANG Y, WANG C, et al. Machine learning assisted design of high entropy alloys with desired property[J]. Acta Materialia, 2019, 170: 109-117.
- [19] HORN J, NAFPLIOTIS N, GOLDBERG D. A Niche Pareto Genetic Algorithm for Multi-Objective Optimization [C]// Proceedings of the First IEEE Conference on Evolutionary Computation. USA: IEEE World Congress on Computational Intelligence, 1994: 82-87.
- [20] ROSENBERG R S. Simulation of genetic populations with biochemical properties: II. Selection of crossover probabilities [J]. Mathematical Biosciences, 1970, 8(1-2): 1-37.
- [21] GONG L, CHEN B, DU Z, et al. Investigation of solidification and segregation characteristics of cast ni-base superalloy K417G [J]. Journal of Materials Science & Technology, 2018, 34(3): 541-550.
- [22] FUCHS G E. Solution heat treatment response of a third generation single crystal Ni-base superalloy [J]. Materials Science & Engineering A, 2001, 300(1-2): 52-60.
- [23] SAJJADI S A, ZEBARJAD S M, GUTHRIE R, et al. Microstructure evolution of high-performance Ni-base superalloy GTD-111 with heat treatment parameters[J]. Journal of Materials Processing Tech, 2006, 175(1-3): 376-381.
- [24] FUCHS G E. Improvement of creep strength of a third generation, single-crystal Ni-base superalloy by solution heat treatment[J]. Journal of Materials Engineering & Performance, 2002, 11 (1): 19-25.
- [25] GES A, FORNARO O, PALACIO H. Long term coarsening of γ' precipitates in a Ni-base superalloy [J]. Journal of Materials Science, 1997, 32(14): 3687-3691.
- [26] 张明军, 姜华, 孔金令, 等. 热等静压温度对 K438 合金显微组织和高温力学性能的影响[J]. 材料热处理学报, 2015, 36 (12): 5.
- [27] MURAKUMO T, KOBAYASHI T, KOIZUMI Y, et al. Creep behaviour of Ni-base single-crystal superalloys with various γ' volume fraction[J]. Acta Materialia, 2004, 52(12): 3737-3744.