引用格式：龚欣，陈杰，陈曦，等.GH738晶粒形貌的多参数降维定量表征与超声评价[J].材料工程，2025，53(12)：208-219.
GONG Xin，CHEN Jie，CHEN Xi，et al.Multi-parameter dimensionality reduction quantitative characterization and ultrasonic evaluation of GH738 grain morphology[J].Journal of Materials Engineering，2025，53(12)：208-219.

GH738晶粒形貌的多参数降维定量表征与超声评价

Multi-parameter dimensionality reduction quantitative characterization and ultrasonic evaluation of GH738 grain morphology

龚 欣[1]，陈 杰[2]，陈 曦[1*]，邬冠华[1]
（1 南昌航空大学 无损检测技术教育部重点实验室，南昌 330063；2 江西省检测检验认证总院 特种设备检验检测研究院，南昌 330052）
GONG Xin[1]，CHEN Jie[2]，CHEN Xi[1*]，WU Guanhua[1]
（1 Key Laboratory of Nondestructive Test of Ministry of Education，Nanchang Hangkong University，Nanchang 330063，China；2 Special Equipment Inspection and Testing Research Institute，Jiangxi General Institute of Testing and Certifcation，Nanchang 330052，China）

摘要：为了从尺寸、形状、分布等多角度对晶粒形貌进行综合定量表征，进而实现晶粒形貌均匀性的定量超声评价，提出1种面向晶粒形貌多参数的超声多参数评价方法。以GH738晶粒形貌为表征对象，以晶粒为测量单元提取10个定量参数提取；面向视场图片为测量单元提取8个定量参数。建立皮尔森系数相关性筛选准则，选取7个金相定量参数，再基于径向布局可视化星坐标法降维为r、θ两个参数。通过超声检测、提取声速、衰减系数等6个超声特征参数，根据试样对应关系建立晶粒形貌二维综合表征参数-超声多特征参数样本库。分别基于MLR、RFR和PSO-SVM算法构建晶粒形貌二维表征-超声多参数评价模型，并进行验证测试，结果表明：降维可视化可以实现晶粒形貌的多维综合表征，基于MLR的晶粒形貌综合表征超声评价模型可实现两个参数的高精度评价。

关键词：晶粒形貌；综合定量表征；相关性筛选；可视化降维；超声多参数评价；多元线性回归
doi：10.11868/j.issn.1001-4381.2024.000621 **CSTR**：32421.14.j.issn.1001-4381.2024.000621
中图分类号：V252；TG132.3^{+} **文献标识码**：A **文章编号**：1001-4381(2025)12-0208-12

Abstract：To characterize the grain morphology from multiple apsects such as size，shape and distribution，and then realize the quantitative ultrasonic evaluation of the uniformity of grain morphology，an ultrasonic multi-parameter evaluation method for grain morphology is proposed. GH738 grain morphology is used as the characterization object，and 10 quantitative parameters are extracted with the grain as the measurement unit. Eight quantitative parameters are measured for the field-of-view image. The correlation screening rule using pearson coefficient is established，then seven metallographic quantitative parameters are selected，the radial layout visualization star coordinate method is used to calculate two parameters，r and θ，which are used to comprehensively characterize grain morphology. Six ultrasonic parameters，such as sound velocity and attenuation coefficient，are extracted，and a sample library of two-dimensional comprehensive characterization parameters of grain morphology and ultrasonic multi-characteristic parameters is established. Three ultrasonic evaluation model based on MLR，RFR or PSO-SVM algorithm are built to characterize the two comprehensive parameters of grain. The verification experimental results show that the multi-dimensional comprehensive characterization of grain morphology is feasible.The ultrasonic evaluation model based on MLR has a higher accuracy and more balanced evaluation for two parameters.

Key words: grain morphology; comprehensive quantitative characterization; correlation screening; visual dimensionality reduction; multi-parameter evaluation of ultrasound; MLR

高温合金GH738具有良好的综合材料性能，广泛应用于航空发动机涡轮叶片等部件[1]。其金相组织与材料性能密切相关。晶粒是金相组织的核心组成部分[2]，晶粒的大小、形状、分布等特征在一定程度上反映了金相组织均匀性。从多个角度对晶粒形貌进行表征是实现晶粒均匀性定量评价的基础。

常见的无损评价晶粒的方法有X射线衍射法和超声评价法。其中X射线衍射法要求样品具有完整的晶体结构和较高的结晶度，且仅能获得特定取向的晶粒尺寸，无法反映材料的全局或三维结构信息[3]。超声检测法具有穿透能力强、易于实现全覆盖自动化检测等优点，基于超声衰减、杂波波高的材料组织结构评价技术广泛应用于棒材、铸件、锻件质量检测中。

超声无损材料表征是无损材料表征与评价的主要研究方向[4]。丁宁等[5]利用时域有限差分法模拟超声波在热影响区晶粒组织中的传播，研究表明，衰减系数可有效表征重复焊接热影响区晶粒组织的演变。卢逸凡等[6]分析组织结构与超声声速、衰减、噪声及底波峰值频率的关系。徐值等[7]分析了铝合金衰减系数与抗拉强度、屈服强度、显微硬度均呈二次多项式正相关。潘晓萌等[8]基于电弧构件中超声衰减系数随晶粒尺寸变化的关系，构建了超声评价电弧增材晶粒尺寸的数学模型。贺西平等[9]分析晶粒尺寸变化对超声透射谱影响，晶粒尺寸增大会导致超声波在材料中的散射增强，透射声能显著减少。崔东等[10]以不同热处理温度下的1Cr17Ni2与2Cr13两种马氏体不锈钢的显微组织为例，分析声速和衰减系数的影响。

基于智能算法将多个超声参数融合，实现高温合金、钛合金等复杂合金的晶粒尺寸定量评价是近年来超声材料无损表征与评价的新方向。董金龙等[11]构建映射函数将多参数映射为单维参数，并引入算法进行优化，建立多参数超声评价晶粒尺寸关系模型。兰金明等[12]利用类圆映射技术，将所有超声参数投射至二维空间，提取全局超声信息的二阶特征，并与晶粒尺寸进行高阶多项式拟合，最终通过狼群优化算法建立全参数超声评价方法，在精度和鲁棒性上优于其他超声评价方法。陈曦等[13]根据相关性准则选取多超声参数，以平均绝对误差为准确性评价目标、斯皮尔曼相关系数为单调性评价目标，构建以二次多项式评价模型待定系数为决策变量的双目标优化问题，并利用多目标优化算法求解获最终的超声评价模型，规避了单目标下的评价模型单一性。已有研究以实现晶粒尺寸的高精度评价为主要目标，但缺少对晶粒形状、分布的表征。

本工作以晶粒和金相观察视场为测量对象，对GH738金相组织进行表征参数测量计算，引入皮尔森相关系数建立表征参数筛选准则，优选有效金相参数；利用径向布局可视化方法将选取的多维金相参数降维投射为2个参数，实现晶粒形貌的综合定量表征。通过超声检测，提取超声信号的多个时频域特征用于晶粒形貌评估。分别基于多元线性回归(multiple linear regression，MLR)、随机森林(random forest regression，RFR)和粒子群优化-支持向量机(particle swarm optimization-support vector machine，PSO-SVM)建立两维晶粒形貌综合表征的超声多参数评价模型，并以可决系数(R-square，R^2)和均方根误差(root mean square error，RMSE)为指标对3种评价模型进行分析验证。

1　实验与参数提取

1.1　实验材料

GH738试件取自环轧件和模锻件，共20个有效试样，其中11个来自环轧件，9个来自模锻件。图1为试样取样示意图，图1(a)，(c)是GH738原件，环轧件沿红线切割取样部位如图1(b)所示，模锻件取样部位如

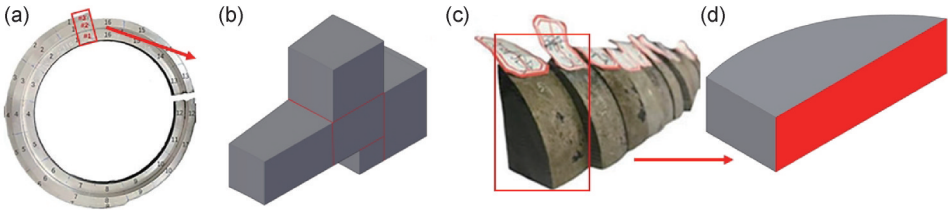


图1　GH738取样示意图

(a)环轧件；(b)环轧件取样；(c)模锻件；(d)模锻件取样

Fig.1　Sampling diagrams of GH738

(a)clasp; (b)clasp sampling diagram; (c)die forging; (d)die forging sampling diagram

图1(d)中的长矩形部分。

1.2 金相实验与参数提取

参考标准GB/T 13298—2015,选取与超声检测相对应的试样截面,制备金相试样,图2为光学显微镜下观测到的部分微观组织形貌。为保证数据采集的代表性,每个试样提取10个不同点位的显微图像,其中5张用于晶粒参数测量,5张用于视场参数计算。

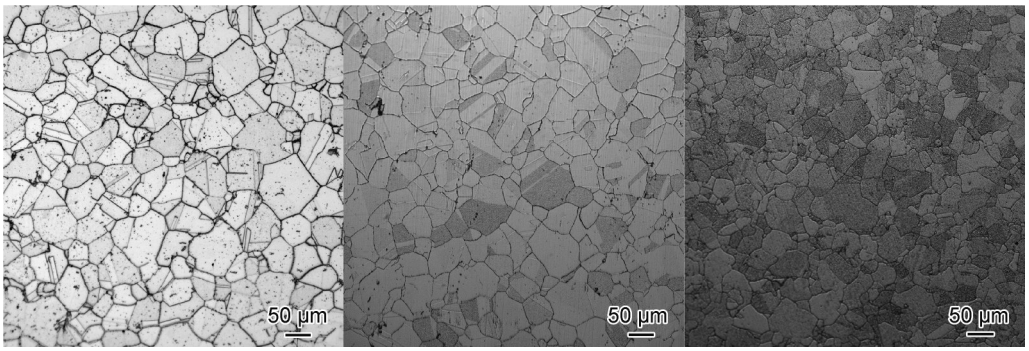


图2 GH738不同部位微观组织形貌

Fig.2 Microstructure morphology of different parts of GH738

分别以晶粒和视场为定量测量单元,对GH738进行金相参数提取。晶粒测量方面,利用ImageJ软件定量测量了所有完整晶粒的尺寸。其中,晶粒的面积S、长短轴比Ls和圆度Cir可以直接通过软件获得,等效直径$D=2\sqrt{S/\pi}$。其中晶粒的长短轴比、圆度是晶粒的形态特征,通常用于描述晶体颗粒形状的长宽关系和晶体颗粒的规则程度或不规则程度。晶界密度是指晶体中晶粒与晶粒之间的晶界面积密度,通常用单位面积上晶界长度的总和来表示[14]:

$$\mathrm{den}=L/S \tag{1}$$

式中:den为单个晶粒的晶界密度;L为晶粒的周长。

面向视场提取的金相图片特征参数包括:纹理的分形维数特征(fractal dimension,FD)、灰度共生矩阵(gray level co-occurrence matrix,GLCM)的能量(angular second moment,ASM)、熵(entropy,ENT)和逆差矩(inverse difference moment,IDM)。分形维数特征是对纹理的一种重要描述。图像的纹理越复杂、细腻,则分形维数越大。采用差分盒子计数法(differential box-counting,DBC)计算FD,即:

$$\mathrm{FD}=\frac{\lg(N_r)}{\lg(1/r)} \tag{2}$$

式中:r为网格大小,计算过程中需要多次改变r获得多个样本;N_r为非空盒子计数;计算得到的FD是一张金相图片的分形维数特征值。

GLCM是用于描述图像纹理特征的1种方法[15]。通过分析图像中像素之间的灰度值关系来捕捉纹理信息。根据14种纹理特征之间的相关性和GH738金相图片特征选取了3种:(1)ASM反映了图像中灰度对共生矩阵的均匀程度。ASM越高,说明图像纹理越均匀。(2)ENT常被用作纹理复杂性的指标。如果图像中的灰度对分布相对均匀,ENT的值就会相对较高,表明图像具有较复杂的纹理。(3)IDM反映了图像中灰度对的差异程度,值越小表示差异越大。3种参数的计算公式如下:

$$\mathrm{ASM}=\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}p^2(i,j) \tag{3}$$

$$\mathrm{ENT}=-\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}P(i,j)\lg[\boldsymbol{P}(i,j)] \tag{4}$$

$$\mathrm{IDM}=\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}\frac{\boldsymbol{P}(i,j)}{1+(i-j)^2} \tag{5}$$

式中:$\boldsymbol{P}(i,j)$为共生矩阵元素(i,j)的概率。

以均值和标准差的形式对两类金相参数进行统计计算,具体参数如表1和表2所示,可以看出,对于同一个样本,不同角度下的ASM、ENT和IDM的值没有区别,说明角度对GLCM没有影响,GH738试样组织形貌没有方向性差异,即各向同性;各样本的FD均值普遍分布在1.9~2,表明GH738试样金相形貌比较一致,没有特殊或异常形貌。

1.3 超声实验与参数提取

使用多浦乐I10P6 F30型(10 MHz、晶片尺寸为6 mm、焦距为30 mm)水浸点聚焦探头对A~T共20个试样进行水浸超声纵波垂直入射法检测。扫查间距和步进间距皆为0.1 mm。试样厚度为15~20 mm,提取的A扫信号均取自工件较均匀且无伤处,典型A扫信号如图3所示,对界面波和一次底波进行傅里叶变换的结果如图4所示。声速、衰减以及底波中心频移偏差计算过程与文献[16]相同,以

表 1　GH738面向晶粒金相参数汇总

Table1　Summary of GH738 grain oriented metallographic parameter

No.	Average value					Standard deviation				
	$S^{ave}/\mu m^2$	$D^{ave}/\mu m$	Ls^{ave}	Cir^{ave}	$den^{ave}/\mu m^{-1}$	$S^{std}/\mu m^2$	$D^{std}/\mu m$	Ls^{std}	Cir^{std}	$den^{std}/\mu m^{-1}$
A	1959.908	49.951	1.308	0.657	0.169	2229.844	25.372	0.298	0.119	0.115
B	2479.778	56.107	1.287	0.661	0.142	2609.508	26.846	0.26	0.111	0.102
C	1728.617	46.672	1.323	0.672	0.196	2210.371	25.027	0.342	0.108	0.138
D	1355.029	40.64	1.328	0.622	0.204	1311.233	17.977	0.318	0.114	0.122
E	2598.891	57.361	1.285	0.657	0.124	2216.267	23.328	0.259	0.099	0.081
F	1896.958	49.099	1.307	0.651	0.216	2221.701	26.555	0.308	0.095	0.201
G	290.162	19.185	1.314	0.630	0.408	354.058	9.634	0.294	0.128	0.206
H	1690.391	46.245	1.269	0.645	0.177	1706.257	22.162	0.264	0.097	0.126
I	1436.779	42.758	1.293	0.694	0.188	1390.664	19.801	0.296	0.100	0.149
J	1149.918	38.260	1.294	0.676	0.208	1194.204	18.133	0.27	0.109	0.149
K	1276.777	40.28	1.289	0.685	0.209	1370.166	19.842	0.292	0.101	0.160
L	3579.534	67.358	1.278	0.675	0.163	3873.385	35.796	0.329	0.11	0.173
M	1289.293	40.515	1.28	0.686	0.192	1311.64	18.879	0.28	0.094	0.139
N	2618.890	57.743	1.266	0.701	0.133	2641.572	26.730	0.263	0.079	0.094
O	2527.038	56.709	1.269	0.689	0.142	2558.584	26.814	0.25	0.086	0.109
P	1948.744	49.804	1.267	0.707	0.148	1806.647	21.593	0.256	0.077	0.117
Q	1739.142	46.997	1.273	0.685	0.154	1794.227	21.228	0.254	0.092	0.094
R	765.167	31.186	1.262	0.67	0.224	697.132	13.194	0.266	0.094	0.132
S	1132.673	37.839	1.277	0.704	0.162	802.902	13.439	0.329	0.075	0.080
T	699.500	29.766	1.278	0.683	0.227	625.479	12.233	0.266	0.090	0.121

表 2　GH738面向视场金相参数汇总

Table2　Summary of GH738 grain oritened filed parameter

No.	Average value						Standard deviation					
	FD^{ave}	GLCM	0°	45°	90°	135°	FD^{std}	GLCM	0°	45°	90°	135°
A	2.000	ASM^{ave}	0.219	0.219	0.215	0.218	0.006	ASM^{std}	0.025	0.025	0.035	0.025
		ENT^{ave}	−2.826	−2.797	−2.869	−2.722		ENT^{std}	0.088	0.134	0.199	0.115
		IDM^{ave}	0.087	0.094	0.097	0.086		IDM^{std}	0.019	0.011	0.014	0.012
B	2.009	ASM^{ave}	0.039	0.041	0.037	0.040	0.021	ASM^{std}	0.016	0.018	0.017	0.019
		ENT^{ave}	−4.358	−4.381	−4.305	−4.350		ENT^{std}	0.348	0.347	0.314	0.345
		IDM^{ave}	0.149	0.147	0.177	0.135		IDM^{std}	0.017	0.018	0.024	0.035
C	2.003	ASM^{ave}	0.299	0.291	0.299	0.297	0.014	ASM^{std}	0.048	0.049	0.047	0.053
		ENT^{ave}	−2.381	−2.313	−2.375	−2.301		ENT^{std}	0.264	0.239	0.234	0.224
		IDM^{ave}	0.069	0.088	0.076	0.076		IDM^{std}	0.014	0.010	0.012	0.017
D	1.985	ASM^{ave}	0.066	0.055	0.071	0.063	0.030	ASM^{std}	0.012	0.012	0.011	0.009
		ENT^{ave}	−3.118	−3.273	−3.092	−3.229		ENT^{std}	0.139	0.127	0.129	0.110
		IDM^{ave}	0.238	0.237	0.215	0.236		IDM^{std}	0.010	0.012	0.007	0.009
E	1.951	ASM^{ave}	0.065	0.053	0.067	0.061	0.039	ASM^{std}	0.016	0.013	0.016	0.014
		ENT^{ave}	−3.137	−3.300	−3.111	−3.247		ENT^{std}	0.194	0.206	0.187	0.205
		IDM^{ave}	0.226	0.241	0.229	0.232		IDM^{std}	0.024	0.024	0.013	0.022
F	1.950	ASM^{ave}	0.066	0.053	0.069	0.062	0.064	ASM^{std}	0.015	0.011	0.014	0.013
		ENT^{ave}	−3.169	−3.340	−3.131	−3.282		ENT^{std}	0.163	0.150	0.156	0.179
		IDM^{ave}	0.224	0.224	0.218	0.220		IDM^{std}	0.016	0.031	0.020	0.015

续表

No.	Average value						Standard deviation					
	FD^{ave}	GLCM	0°	45°	90°	135°	FD^{std}	GLCM	0°	45°	90°	135°
G	1.948	ASM^{ave}	0.260	0.258	0.271	0.263	0.021	ASM^{std}	0.034	0.031	0.033	0.031
		ENT^{ave}	−2.586	−2.570	−2.579	−2.564		ENT^{std}	0.145	0.159	0.139	0.164
		IDM^{ave}	0.088	0.083	0.095	0.089		IDM^{std}	0.012	0.011	0.009	0.012
H	1.909	ASM^{ave}	0.126	0.12	0.130	0.125	0.073	ASM^{std}	0.018	0.020	0.019	0.021
		ENT^{ave}	−3.364	−3.368	−3.364	−3.397		ENT^{std}	0.139	0.135	0.129	0.158
		IDM^{ave}	0.124	0.113	0.129	0.108		IDM^{std}	0.006	0.018	0.013	0.019
I	2.013	ASM^{ave}	0.293	0.296	0.280	0.293	0.016	ASM^{std}	0.039	0.041	0.041	0.039
		ENT^{ave}	−2.395	−2.404	−2.517	−2.340		ENT^{std}	0.129	0.189	0.196	0.201
		IDM^{ave}	0.079	0.079	0.093	0.083		IDM^{std}	0.019	0.012	0.022	0.005
J	2.009	ASM^{ave}	0.236	0.230	0.237	0.234	0.005	ASM^{std}	0.028	0.028	0.021	0.025
		ENT^{ave}	−2.599	−2.574	−2.625	−2.562		ENT^{std}	0.109	0.135	0.119	0.124
		IDM^{ave}	0.094	0.091	0.095	0.100		IDM^{std}	0.012	0.016	0.015	0.021
K	1.999	ASM^{ave}	0.044	0.039	0.043	0.041	0.013	ASM^{std}	0.014	0.011	0.015	0.013
		ENT^{ave}	−3.709	−3.745	−3.739	−3.739		ENT^{std}	0.062	0.121	0.120	0.125
		IDM^{ave}	0.192	0.150	0.180	0.161		IDM^{std}	0.050	0.024	0.028	0.031
L	1.984	ASM^{ave}	0.070	0.062	0.073	0.064	0.021	ASM^{std}	0.013	0.015	0.017	0.255
		ENT^{ave}	−3.043	−3.139	−3.006	−3.134		ENT^{std}	0.237	0.231	0.239	0.018
		IDM^{ave}	0.226	0.229	0.225	0.227		IDM^{std}	0.020	0.012	0.020	0.018
M	1.901	ASM^{ave}	0.061	0.051	0.063	0.053	0.122	ASM^{std}	0.007	0.006	0.009	0.207
		ENT^{ave}	−2.987	−3.104	−2.951	−3.079		ENT^{std}	0.199	0.214	0.239	0.012
		IDM^{ave}	0.211	0.217	0.194	0.208		IDM^{std}	0.015	0.011	0.017	0.012
N	1.939	ASM^{ave}	0.045	0.038	0.049	0.041	0.005	ASM^{std}	0.002	0.001	0.004	0.017
		ENT^{ave}	−3.325	−3.500	−3.309	−3.435		ENT^{std}	0.025	0.024	0.019	0.021
		IDM^{ave}	0.225	0.222	0.211	0.221		IDM^{std}	0.014	0.027	0.017	0.021
O	1.986	ASM^{ave}	0.070	0.059	0.075	0.064	0.003	ASM^{std}	0.004	0.005	0.007	0.040
		ENT^{ave}	−3.294	−3.478	−3.303	−3.434		ENT^{std}	0.057	0.057	0.055	0.012
		IDM^{ave}	0.239	0.231	0.237	0.236		IDM^{std}	0.008	0.012	0.014	0.012
P	1.971	ASM^{ave}	0.058	0.049	0.061	0.052	0.004	ASM^{std}	0.006	0.017	0.009	0.184
		ENT^{ave}	−3.210	−3.374	−3.200	−3.334		ENT^{std}	0.168	0.193	0.187	0.007
		IDM^{ave}	0.231	0.249	0.208	0.227		IDM^{std}	0.005	0.021	0.015	0.007
Q	1.958	ASM^{ave}	0.088	0.077	0.090	0.081	0.004	ASM^{std}	0.020	0.019	0.020	0.148
		ENT^{ave}	−3.267	−3.401	−3.213	−3.364		ENT^{std}	0.140	0.140	0.154	0.014
		IDM^{ave}	0.230	0.248	0.226	0.249		IDM^{std}	0.027	0.019	0.014	0.014
R	1.906	ASM^{ave}	0.086	0.076	0.091	0.080	0.050	ASM^{std}	0.009	0.007	0.005	0.164
		ENT^{ave}	−3.112	−3.246	−3.062	−3.172		ENT^{std}	0.182	0.175	0.165	0.010
		IDM^{ave}	0.231	0.242	0.213	0.239		IDM^{std}	0.017	0.007	0.003	0.010
S	1.945	ASM^{ave}	0.059	0.050	0.062	0.054	0.023	ASM^{std}	0.010	0.010	0.012	0.035
		ENT^{ave}	−3.267	−3.401	−3.213	−3.364		ENT^{std}	0.031	0.044	0.037	0.014
		IDM^{ave}	0.228	0.234	0.225	0.230		IDM^{std}	0.007	0.014	0.014	0.014
T	1.979	ASM^{ave}	0.055	0.045	0.054	0.047	0.019	ASM^{std}	0.007	0.006	0.007	0.146
		ENT^{ave}	−2.939	−3.071	−2.920	−3.038		ENT^{std}	0.133	0.124	0.121	0.022
		IDM^{ave}	0.222	0.229	0.222	0.228		IDM^{std}	0.010	0.018	0.017	0.027

均值和标准差的形式进行统计计算，表3为20个试样的超声信号特征值。声速由传播介质的弹性模量、密度决定，反映了介质内部组织结构和分子间结合力等微观特征；衰减系数表征了声程路径上介质内部晶界等声阻抗界面对声束的散射作用；底波中心频率偏移反映了声束在两次回波之间组织结构对声束散射作

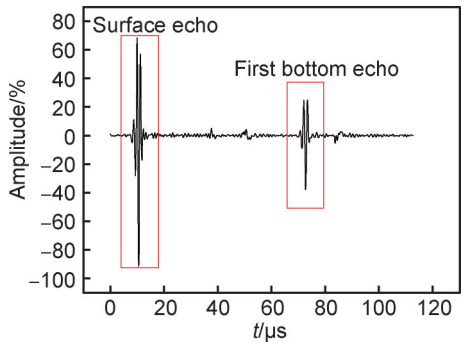


图3　超声A扫信号

Fig.3　Ultrasound A-scan signal

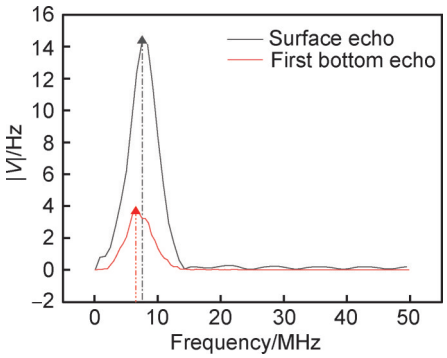


图4　底波频谱分析图

Fig.4　Analysis diagram of bottom wave spectrum

用的频域特征变化。从表3可以看出，样本之间的声速均值差异不大，普遍在5900～6100 m/s之间，但不同样本其声速分布区间即声速标准差存在较大差异，其中样本B存在较多声速异常点；每个样本都普遍存在较多的衰减系数异常点，且样本H的衰减系数分布区间较大即样本H的衰减值标准差较大；所有样本的底波频率偏移均值都大于零，且底波频率偏移均值和异常点分布都较均匀。

表3　GH738超声参数汇总

Table 3　Summary of GH738 ultrasonic parameter

No.	c^{ave}/(m·s^{-1})	c^{std}/(m·s^{-1})	α^{ave}/(dB·mm^{-1})	α^{std}/(dB·mm^{-1})	Δf^{ave}/MHz	Δf^{std}/MHz
A	6002.399	14.972	0.050	0.004	0.457	0.508
B	5999.088	62.936	0.026	0.013	0.432	0.870
C	6012.155	44.842	0.028	0.005	0.517	0.768
D	6039.542	8.595	0.044	0.004	0.162	0.650
E	6032.899	3.773	0.046	0.003	0.415	0.592
F	6029.949	14.479	0.043	0.002	0.859	1.039
G	6064.465	67.161	0.044	0.009	0.826	1.370
H	5992.894	79.322	0.036	0.025	0.962	1.939
I	6041.995	25.748	0.060	0.003	0.422	0.862
J	5984.697	38.784	0.027	0.008	0.395	1.191
K	6018.776	47.881	0.037	0.009	0.476	1.266
L	6070.818	3.047	0.035	0.002	2.291	0.473
M	6057.104	5.919	0.052	0.003	0.785	0.990
N	6026.822	11.465	0.048	0.005	1.074	1.743
O	6017.531	17.880	0.033	0.002	1.675	0.894
P	6004.897	38.658	0.033	0.005	0.987	1.191
Q	6012.195	57.675	0.027	0.007	0.778	1.472
R	6074.178	2.602	0.036	0.001	0.451	0.382
S	6033.472	2.176	0.034	0.001	0.403	0.398
T	6029.055	1.762	0.036	0.002	0.578	1.005

Note: c^{ave} is average velocity of ultrasonic sound in GH738; α^{ave} is average attenuation coefficient of ultrasonic sound in GH738; Δf^{ave} is average frequency deviation of ultrasonic sound in GH738; c^{std} is standard deviation of velocity of ultrasonic sound in GH738; α^{std} is standard deviation of attenuation of ultrasonic sound in GH738; Δf^{std} is standard deviation of frequency deviation of ultrasonic sound in GH738

2　基于径向布局可视化的晶粒形貌综合表征

如表1和表2所示，所提取的18个金相定量参数分别描述了不同侧重的GH738金相组织特点和均匀性，构成了1个18维数据空间。多维数据无法进行直观的观察分析，难以识别晶粒形貌差异及特点，因此需要降维到二、三维空间进行可视化。

首先，建立相关性度量准则，引入皮尔森相关系数对参数进行第一次降维筛选。筛选准则可描述为：①选取的金相特征参数与超声特征参数具有

较好的相关性；②选取的金相参数之间有较低的互相关性。图 5、图 6 列出了金相特征参数与超声特征参数之间的皮尔森相关系数。根据筛选准则，选取的金相参数为：S^{ave}、Ls^{ave}、Ls^{std}、den^{std}、ENT^{ave}、IDM^{ave} 和 FD^{ave}。

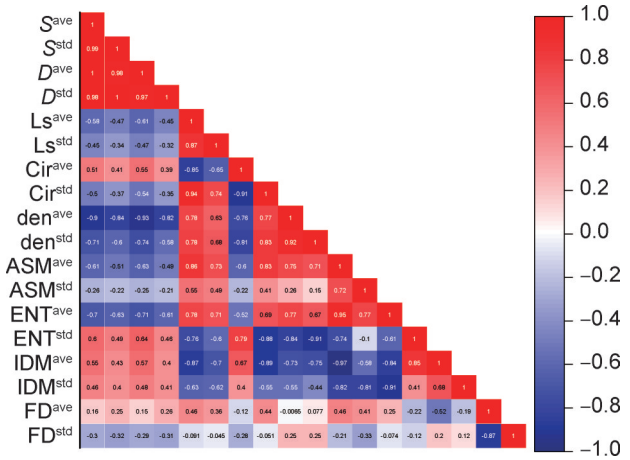


图 5　金相特征参数相关性热力图

Fig.5　Thermogram of correlation between metallographic characteristic parameter

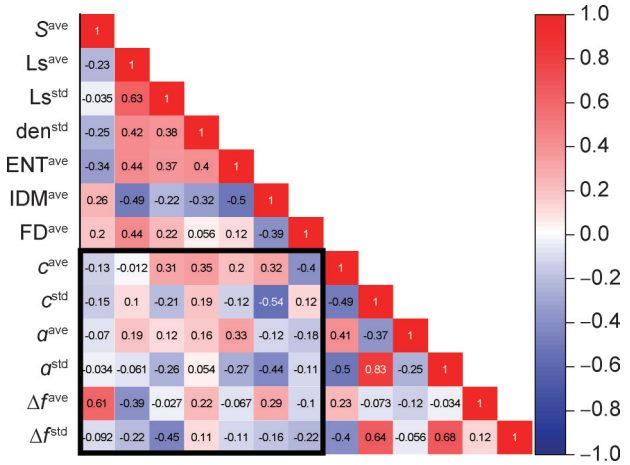


图 6　筛选后金相参数与超声参数相关性热力图

Fig.6　Thermogram of correlation between selected metallographic parameter and ultrasonic parameter

其次，利用降维可视化方法对选取的 7 个金相参数进行二次降维。径向布局可视化技术（radial layout visualization，RadLV）利用圆弧上的锚点表征多目标维度，并将高维多目标解集映射至二维空间的若干点[17]。主要包含径向坐标可视化方法（radial visualization，RadViz）和星坐标可视化方法（star coordinates，SC）等。

SC 法[18]，利用一组 m 维向量 $\boldsymbol{v}_i(i=1,2\cdots,n)$ 构造一个具有共同原点的低维图，将数据样本 $x\in R_n$ 的低维嵌入 $p\in R_m$，其中，线性系数对应 x 的可变属性。即可实现从 n 维数据空间生成线性映射到较低的 m 维可观测空间（$m\leqslant 3$），以便以图形方式表示数据。如图 7 所示，样本点 P 落在低维观测空间内，根据样本点的位置 (r,θ) 作为融合后的参数，即：

$$P=x_1v_1+x_2v_2+\cdots+x_nv_n=V^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x} \tag{6}$$

考虑 SC 中，晶粒直径的的主导作用被淡化，其他形状参数作用增加，整体上各点识别度更加清晰，更有利于后续在均匀性方面的应用。因此选用 SC 法进行二次降维。

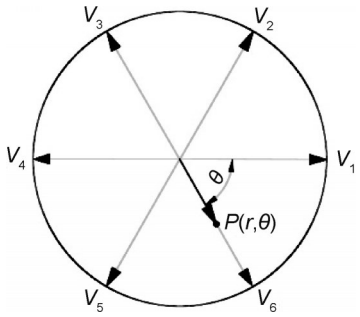


图 7　星坐标可视化方法原理图

Fig.7　Schematic diagram of star coordinate visualization method

图 8 为对金相特征参数进行径向布局可视化的结果。图 8 中虚线所示的 7 个方向分别代表 7 个参数，三点钟位置为 S^{ave}，从逆时针开始，分别是 Ls^{ave}、Ls^{std}、den^{std}、ENT^{ave}、IDM^{ave} 和 FD^{ave}。圆内样本点的位置可以综合表征该样本金相特征，点偏向于哪个方向，说明更趋向于该方向对应的物理意义，根据样本点的位置得到融合之后的参数 (r,θ)，最终结果如表 4 所示。

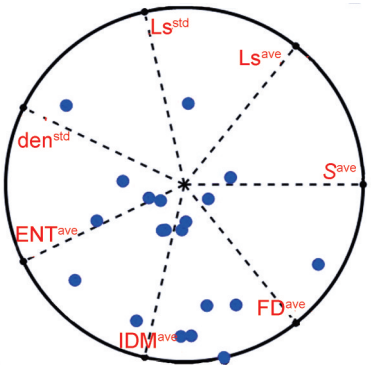


图 8　金相特征参数径向布局可视化

Fig.8　Visualization of radial layout of metallographic characteristic parameters

综合 2 次降维，建立基于径向布局可视化的金相组织综合表征方法。此方法的金相特征参数提取和降维过程流程图如图 9 所示。

表4　金相特征融合值

Table 4　Metallographic characteristic fusion value

No.	r	θ/(°)
A	0.26	8.92
B	0.87	−31.03
C	0.46	87.26
D	0.16	−31.21
E	0.34	176.79
F	0.74	−66.95
G	0.80	145.95
H	0.21	−159.19
I	0.16	−145.75
J	0.29	−115.57
K	0.21	−87.66
L	0.26	−93.22
M	0.53	−157.33
N	0.69	−79.56
O	1.00	−77.22
P	0.86	−91.31
Q	0.85	−87.43
R	0.82	−138.58
S	0.28	−112.49
T	0.81	−109.20

3　晶粒形貌综合表征的超声多特征融合评价模型

为实现GH738晶粒形貌的综合表征无损评价，以超声检测中提取的超声信号特征参数作为输入，以18维金相检测表征参数降维融合后的金相特征参数r和θ作为输出，建立GH738晶粒形貌-超声特征样本库，分别基于MLR、RFR和PSO-SVM算法建立评价模型，模型构建流程如图10所示。考虑实验数据集总共20个，为减少数据选取的偶然性，按照二八原则随机划分训练集和测试集。

R^2是用来衡量因变量的变化程度能被自变量解释的比例的统计指标，取值范围在0到1之间，其值越接近1表示模型预测效果越好。RMSE是用于衡量模型预测值与实际观测值之间的差异的指标，其值越小表示模型预测结果越准确。采用R^2和RMSE来评估模型性能，计算公式与文献[19]一致。

3.1　基于MLR的GH738综合表征超声评价模型

基于多元线性回归MLR，结合GH738的超声特征参数对上述两参数r、θ进行评价模型构建。所构建多元线性回归模型的函数表达式为：

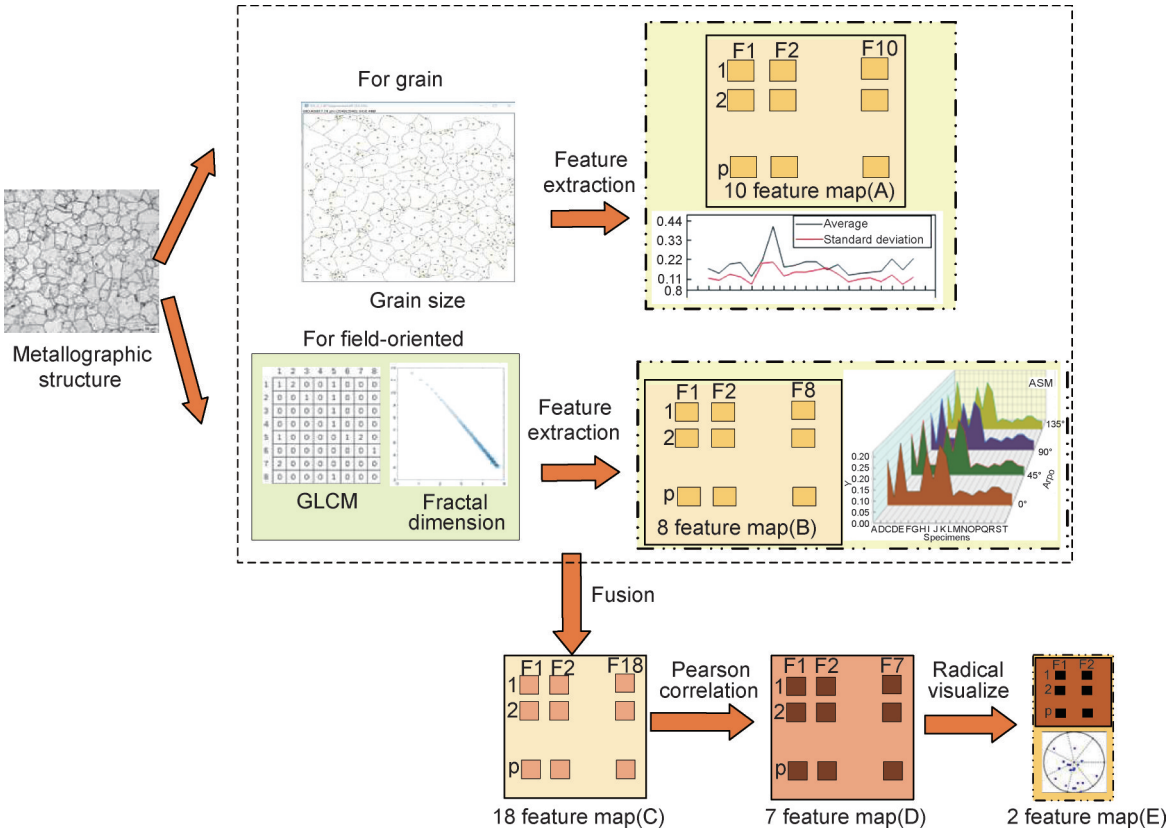


图9　金相参数提取流程图

Fig.9　Flow chart of metallographic parameter extraction

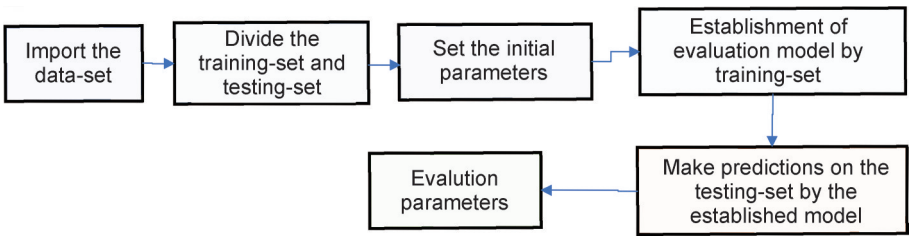


图 10 评价模型构建流程

Fig.10 Construction process of evaluation model

$$r=-14.1125+0.0025c^{ave}+0.0062c^{std}-11.9761\alpha^{ave}-51.2186\alpha^{std}+0.0319\Delta f^{ave}+0.3912\Delta f^{std} \quad (7)$$

$$\theta=-14.9360-0.0116c^{ave}+3.0870c^{std}+11.9761\alpha^{ave}-7091.16\alpha^{std}-9.1608\Delta f^{ave}+88.3145\Delta f^{std} \quad (8)$$

图 11(a)为多元线性回归 r 评价模型(multiple liner regerssion r evaluation model,MLR-r)对训练集进行 r 多元线性回归计算的结果,性能评价指标 RMSE 为 0.3140,R^2 为 0.3195。图 11(b)为多元线性回归 θ 评价模型(multiple liner regerssion θ evaluation model, MLR-θ)对训练集进行 θ 的多元线性回归计算结果,性能指标 RMSE 为 123.2715,R^2 为 0.1860。

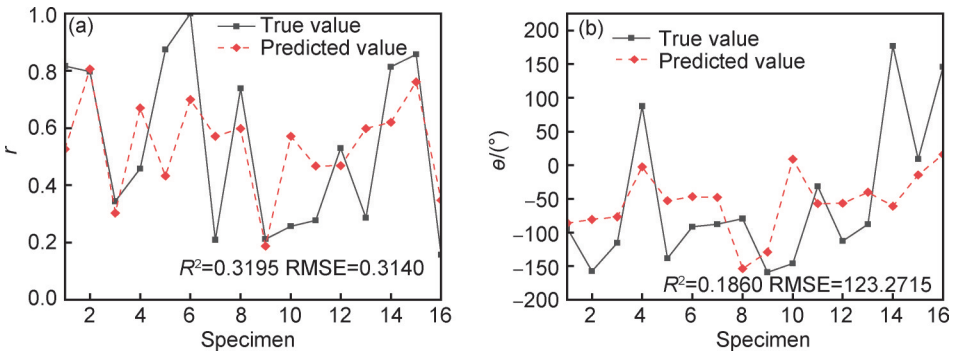


图 11 基于 MLR 的 r 评价模型(a)及 θ 评价模型(b)

Fig.11 r evaluation model(a) and θ evaluation model (b) based on MLR

3.2 基于 RFR 的综合表征超声评价模型

RFR 是一种灵活且易于使用的机器学习算法,其理论和方法已被作为一种替代一般线性模型和广义线性模型的方法,广泛应用于工程应用和科学领域中复杂问题的求解[20]。由于实验样本数为 20,采用自助法在样本集中进行训练/测试集划分[21],并训练建立基于 RFR 的综合表征超声评价模型。图 12(a)为基于 RFR 建立的 r 评价模型(random forest regression r evaluation model,RFR-r)的计算结果分布,图 12(b)为基于 RFR 建立的 θ 评价模型(random forest regression θ evaluation model, RFR-θ)的计算结果分布。其中 RFR-r 模型性能评价指标 R^2 为 0.8692、RMSE 为 0.0093。RFR-θ 模型性能评价指标 R^2 为 0.6691、RMSE 为 60.827。

3.3 基于 PSO-SVM 的综合表征超声评价模型

SVM 是一种用于分类和回归问题的方法。粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)是一种基于种群的优化方法。在 SVM 回归模型的基础上引入粒子群优化算法,从而建立粒子群参数寻优的支持向量机回归模型[22]。基于 PSO-SVM 对 r、θ 建立评价模型。图 13(a)为基于 PSO-SVM 建立的 r 评价模型(PSO-SVM-r)的计算结果。图 13(b)为基于 PSO-SVM 建立的 θ 评价模型(PSO-SVM-θ)的计算结果。PSO-SVM-r 模型的计算性能评价指标 R^2 为 0.94701、RMSE 为 0.11995。PSO-SVM-θ 模型的计算性能评价指标 R^2 为 0.48707,RMSE 为 76.5816。

3.4 模型有效性验证

分别在环轧件和模锻件上截取 2 个试样,并进行金相和超声检测,建立包含 4 个试样参数的测试样本集。图 14 为采用所建立的 MLR-r & θ、RFR-r & θ、PSO-SVM-r & θ 模型对测试样本的 r 和 θ 进行评价的结果。表 5 为 3 个模型的性能评价指标计算结果。

对比 3 个模型的评价结果发现,MLR-r & θ 模型在 r、θ 两方面可以获得较高的决定系数和较小的

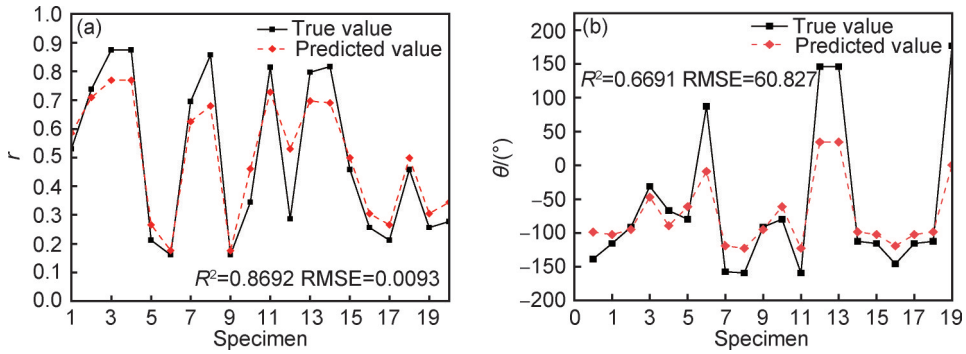


图 12　基于RFR的r评价模型(a)及θ评价模型(b)

Fig.12　r(a) and (b)θ evaluation model based on RFR

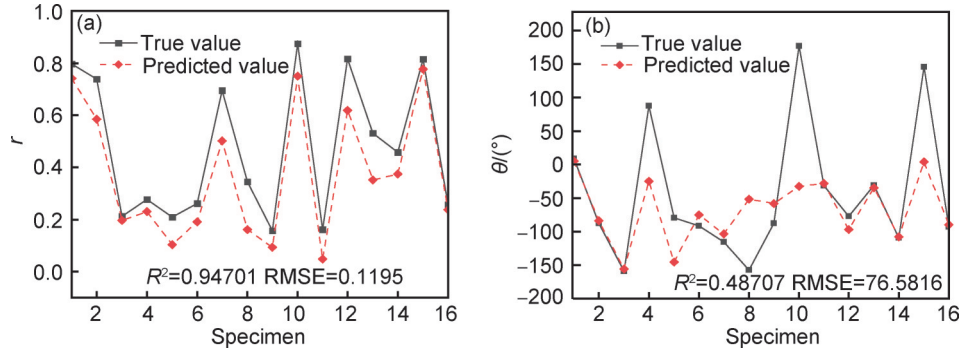


图 13　基于PSO-SVM的r评价模型(a)及θ评价模型(b)

Fig.13　r(a) and θ (b) evaluation model based on PSO-SVM

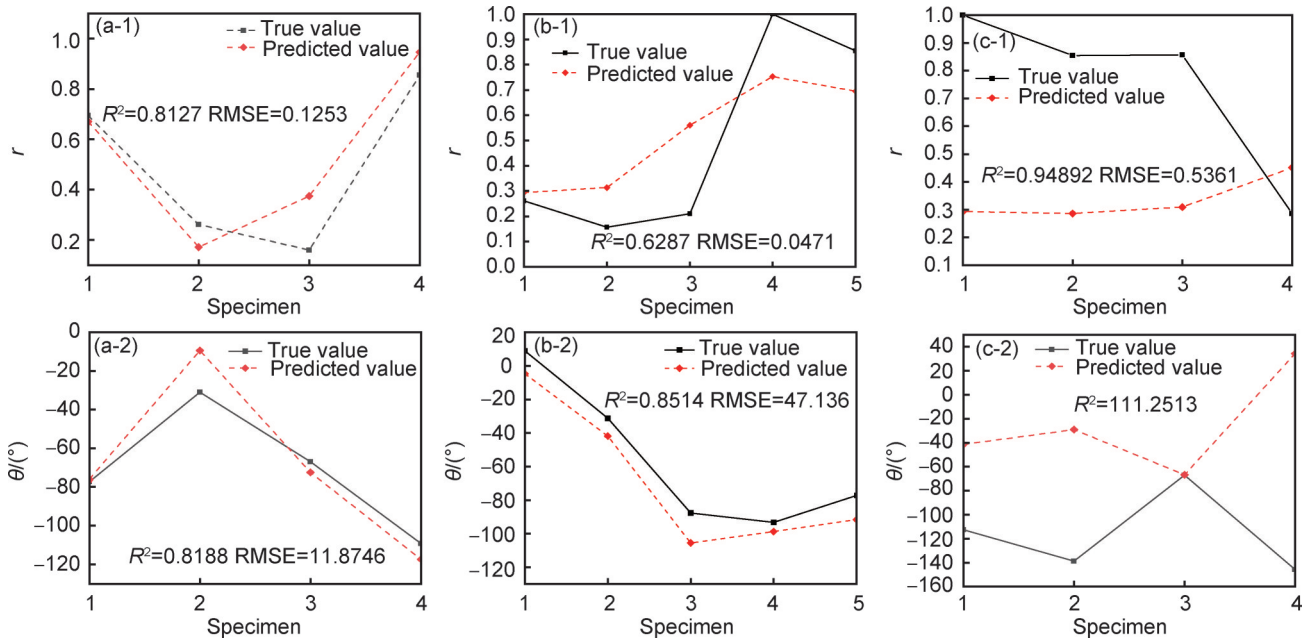


图 14　MLR、RFR、PSO-SVM模型对测试样本的r(1)和θ(2)评价的结果

(a)MLR;(b)RFR;(c)PSO-SVM

Fig.4　Results of r(1) and θ(2) evaluations of test sample by MLR, RFR and PSO-SVM

(a)MLR;(b)RFR;(c)PSO-SVM

均方根误差;RFR-r & θ模型对r的评价精度最高，但是拟合度偏低，对θ的评价误差大;PSO-SVM-r & θ模型对r的评价精度较好，拟合度最高，但是对θ的评价误差最大。可见同时对r、θ进行评价时，MLR-E模型的性能更均衡，能够获得较好的评价精度。

表 5 性能评价指标计算结果

Table 5 Calculation results of performance evaluation arguments

Evaluation object	Evaluation performance	MLR-E	RFR-E	PSO-SVM-E
r	R^2	0.8127	0.6287	0.94892
	RMSE	0.1253	0.0471	0.5361
θ/(°)	R^2	0.8188	0.8514	0.67345
	RMSE	11.8746	47.136	111.2513

4 结论

(1)对GH738金相图片的共生矩阵分析,得出一个重要结论:在ASM、ENT和IDM这几个参数的比较中,角度的影响是相对微弱的。该发现不仅表明了研究所涉及的GH738材料在金相组织方面的整体一致性,还证明了其在不同方向上缺乏明显的结构性差异。这种特性对于材料的性能评估和应用有重要意义,因为它可能预示着该材料在不同使用环境下能够保持较为稳定的表现。

(2)在分析金相特征参数与超声特征参数Δf^{ave}之间的关系时,发现这两者之间能够建立较强的相关联系。然而,对于GH738的单一金相特征参数,c^{ave}、c^{std}、α^{std}、Δf^{std}超声特征参数只能建立中等强度的相关性。表明超声特征参数在表征GH738单一金相特征方面的能力仍然有限。在未来的研究中,可能需要探索其他方法或技术,以提高对该材料金相特征的全面理解和准确表征。

(3)基于多元线性回归(MLR)对金相融合参数构建的评价模型表现出最佳的性能,在两个综合表征参数r、θ的评价中具备拟合效果好、评价精度高的优势。基于RFR、PSO-SVM构建的模型难以在两个参数的评价中同时满足拟合效果、评价精度两方面的要求。

参考文献

[1] 祝国梁, 罗桦, 贺戬, 等. 镍基高温合金增材制造研究进展[J]. 材料工程, 2024, 52(2): 1-15.
ZHU G L, LUO H, HE J, et al. Advances in additive manufacturing of nickel-based high-temperature alloys[J]. Journal of Materials Engineering, 2024, 52(2): 1-15.

[2] E Y Q, MAO P L, LIU X Y, et al. Adiabatic shear behavior of AZ31 alloy with different grain size under high-strain-rate[J]. Materials Science and Technology, 2022,38(14):1070-1080.

[3] 张玉彬,范国华. 三维X射线衍射技术在金属材料研究中的应用[J].中国材料进展,2017,36(3):181-187.
ZHANG Y B, FAN G H. Three dimensional X ray diffraction technique for metals science[J]. Materials China, 2017, 36(3): 181-187.

[4] HÜBSCHEN G. 7-ultrasonic techniques for materials characterization[M]. England: Woodhead Publishing, 2017.

[5] 丁宁,金士杰,彭良明,等.$Al_{0.26}$CoCrFeNiMn高熵合金再结晶组织演变超声表征[J].材料工程,2019,47(12):71-77.
DING N, JIN S J, PENG L M, et al. Ultrasonic characterization of recrystallized microstructure evolution for $Al_{0.26}$CoCrFeNiMn high-entropy alloys[J]. Journal of Materials Engineering, 2019, 47(12):71-77.

[6] WU G H, LU Y F, HUANG Y X, et al. Attenuation characteristics of ultrasonic velocity and acoustic-based TC4 alloy uniformity nondestructive evaluation[J]. Advanced Material Research, 2014, 989/994:638-643.

[7] 徐值,张泽文,鲁宇杰,等.基于激光超声的铝合金组织性能无损检测研究[J].激光杂志,2024,45(3):50-58.
XU Z, ZHANG Z W, LU Y J, et al. Nondestructive testing of microstructure and properties of aluminum alloy based on laser ultrasound[J]. Laser Journal, 2024,45(3):50-58.

[8] 潘晓萌,汪小凯,关山月,等.电弧增材制造金属多晶结构建模及超声检测仿真研究[J].热加工工艺,2021,50(21):118-123.
PAN X M, WANG X K, GUAN S Y, et al. Modeling of polycrystalline structure of arc additive manufacturing metal and ultrasonic testing simulation[J]. Hot Working Technology, 2021, 50(21):118-123.

[9] 贺西平,田彦平,张宏普.超声无损评价金属材料晶粒尺寸的研究[J].声学技术,2013,32(6):445-451.
HE X P, TIAN Y P, ZHANG H P. Ultrasonic nondestructive evaluation on the grain size of metal materials[J]. Technical Acoustics,2013,32(6):445-451.

[10] 崔东,贺西平,刘小荣,等.声衰减系数辨识金属材料的初步研究[J].声学技术,2014,33(增刊2):196-199.
CUI D, HE X P, LIU X R, et al. Study on discrimination of metal materials with acoustic attenuation coefficient[J]. Technical Acoustics,2014,33(Supp2):196-199.

[11] 陈昊,董金龙,陈曦,等. GH4169晶粒尺寸的多参数超声评价方法[J].机械工程学报,2018,54(24):18-26.
CHEN H, DONG J L, CHEN X, et al. Novel multi-parameter ultrasonic evaluation method for GH4169 grain size[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018,54(24):18-26.

[12] 兰金明, 陈昊, 李凌, 等. GH4169晶粒尺寸的类圆映射超声评价方法[J]. 数据采集与处理, 2020, 35(2): 210-222.
LAN J M, CHEN H, LI L, et al. Quasi-circular mapping ultrasonic evaluation method for GH4169 grain size [J]. Data Acquisition and Processing, 2020, 35(2): 210-222.

[13] 陈昊, 董金龙, 陈曦, 等. GH4169晶粒尺寸的多参数超声评价方法[J]. 机械工程学报, 2018, 54(24): 18-26.
CHEN H, DONG J L, CHEN X, et al. Novel multi-parameter ultrasonic evaluation method for GH4169 grain size[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(24): 18-26.

[14] QUAN G Z, ZHANG L, CHAO A, et al. Multi-variable and bi-objective optimization of electric upsetting process for grain refinement and its uniform distribution [J]. International Journal of Precision Engineering & Manufacturing, 2018, 19:859-872.

[15] 黄学雨，贺怀宇，林慧敏，等. 基于特征聚合的铜合金金相图分类识别方法[J]. 计算机应用，2023，43(8)：2593-2601.
HUANG X Y，HE H Y，LIN H M，et al. Classification and recognition method of copper alloy metallograph based on feature aggregation [J]. Journal of Computer Applications，2023，43(8)：2593-2601.

[16] 陈曦，董金龙，陈昊，等. GH4169晶粒尺寸的双目标超声评价方法[J]. 航空动力学报，2021，36(4)：816-825.
CHEN X，DONG J L，CHEN H，et al. Double objective ultrasonic evaluation method for grain size of GH4169 [J]. Journal of Aerospace Power，2021，36(4)：816-825.

[17] VAN L T. Another look at radial visualization for class-preserving multivariate data visualization[J]. Informatica-Journal of Computing and Informatics，2017，41(2)：159-168.

[18] RUBIOSANCHEZ M，RAYA L，DIAZ F，et al. A comparative study between radviz and star coordinates[J]. IEEE Transactions on Visualization & Computer Graphics，2015，22(1)：619-628.

[19] 邱发生，李栋，郭朝阳，等. 激光超声时频域统计特征融合的应力评估研究[J]. 中国激光，2024，51(17)：1-19.
QIU F S，LI D，GUO C Y，et al. Research on stress measurement based on laser ultrasonic wave time-frequency statistical feature fusion [J]. Chinese Journal of Lasers，2024，51(17)：1-19.

[20] 蔡明，孙杰，杨维发，等. 基于自适应遗传算法的随机森林模型参数优化方法[J]. 智能计算机与应用，2022，12(12)：175-179.
CAI M，SUN J，YANG W F，et al. Parameter optimization of random forest model based on adaptive genetic algorithm [J]. Intelligent Computers and Applications，2022，12(12)：175-179.

[21] 周志华. 机器学习[M]. 北京：清华大学出版社，2016.
ZHOU Z H. Machine learning[M]. Beijing：Tsinghua University Press，2016.

[22] 王东霞，周观民. 遗传算法优化特征权值的支持向量机图像分类[J]. 电视技术，2015，39(2)：75-79.
WANG D X，ZHOU G M. Iamges classification based on genetic algorithm optimizing features weight and support vector machine [J]. Digital Video，2015，39(2)：75-79.

基金项目：国家自然科学基金（62061033，62161030，62473188）；江西省重点研发计划项目(20243BBG71001)；南昌航空大学研究生创新基金(YC2024-041)

收稿日期：2024-09-05；**录用日期**：2024-12-04

通讯作者：陈曦(1982—)，女，副教授，博士，研究方向为材料组织结构和微小缺陷的超声检测与智能评价，联系地址：江西省南昌市红谷滩区丰和南大道696号南昌航空大学前湖校区(330063)，E-mail：chenxi@nchu.edu.cn

（本文责编：张宝玲）