引用格式：陈航，李一可，弭光宝，等. 基于深度学习图像分割的钛合金/氧化石墨烯混合粉体分散均匀性研究[J]. 材料工程，2026，54(4)：35-46.
CHEN Hang，LI Yike，MI Guangbao，et al. Dispersion uniformity of titanium alloy/graphene oxide mixed powder based on deep learning image segmentation[J]. Journal of Materials Engineering，2026，54(4)：35-46.

基于深度学习图像分割的钛合金/氧化石墨烯混合粉体分散均匀性研究

陈　航[1]，李一可[1]，弭光宝[2*]，李培杰[3]，王浩雨[1]
（1 辽宁工程技术大学 机械工程学院，辽宁 阜新 123000；2 中国航发北京航空材料研究院 先进钛合金航空科技重点实验室，北京 100095；3 清华大学 新材料国际研发中心，北京 100084）

摘要：钛合金/氧化石墨烯(GO)混合粉体的分散均匀性对制备高质量石墨烯增强钛基复合材料至关重要。采用理论分析揭示GO在钛合金颗粒表面的吸附机理，并基于深度学习图像分割和统计分析方法建立GO分散均匀性的定量评价方法。结果表明：经溶液搅拌混合后干燥12 h的混合粉体，其SEM二次电子图像具有高成像衬度和强GO吸附状态，GO与钛合金颗粒间液桥的内外部压力差所产生的指向钛合金颗粒的附加压力是GO吸附力的主导部分，其比GO自身重力高出10个数量级；U-Net网络模型在混合粉体和GO的分割性能上优于DeepLabV3+和PSPNet，在优选训练参数下，U-Net分割混合粉体和GO的准确率分别达到0.9433和0.8774的较高值。基于搅拌过程数值模拟和建立的定量评估方法对搅拌叶片形状、搅拌速度和搅拌时间进行优化。三斜叶片搅拌桨为制备钛合金/GO混合粉体的优选搅拌桨；对于含0.15%(质量分数，下同)GO的混合粉体，优选搅拌工艺为400 r/min搅拌40 min，此时GO含量的标准差和极差分别为0.82%和2.15%；对于含0.30%GO的混合粉体，优选搅拌工艺为300 r/min搅拌80 min，GO含量的标准差和极差分别为1.03%和3.40%。

关键词：钛合金/氧化石墨烯；混合粉体；分散均匀性；图像分割；吸附机理
doi：10.11868/j.issn.1001-4381.2025.000491　**CSTR**：32421.14.j.issn.1001-4381.2025.000491
中图分类号：TB331　**文献标识码**：A　**文章编号**：1001-4381(2026)04-0035-12

Dispersion uniformity of titanium alloy/graphene oxide mixed powder based on deep learning image segmentation

CHEN Hang[1]，LI Yike[1]，MI Guangbao[2*]，LI Peijie[3]，WANG Haoyu[1]
（1 School of Mechanical Engineering，Liaoning Technical University，Fuxin 123000，Liaoning，China；
2 Aviation Key Laboratory of Science and Technology on Advanced Titanium Alloys，AECC Beijing Institute of Aeronautical Materials，Beijing 100095，China；3 National Center of Novel Materials for International Research，Tsinghua University，Beijing 100084，China）

Abstract：The dispersion uniformity of titanium alloy/graphene oxide (GO) mixed powder is crucial for the preparation of high-quality graphene-reinforced titanium matrix composites. The mechanism of GO adsorption onto the surface of titanium alloy particle is revealed by theoretical analysis and a quantitative evaluation method is established based on image segmentation using deep learning and statistics analysis. The results show that the SEM secondary electron images of the mixed powder dried for 12 h after solution stirring mixing exhibit high imaging contrast and strong GO adsorption state. The additional pressure generated by the pressure difference between the inside and outside of the liquid bridge is the dominant part for GO adsorption force onto the surface of titanium alloy particle，which is ten orders of magnitude higher than the force of GO. The U-Net network model demonstrates superior segmentation performance for the mixed powder and GO compared to DeepLabV3+ and PSPNet. Under the optimal training parameters，the segmentation accuracies of U-Net for the mixed powder and GO reach relatively high values of 0.9433

and 0.8774, respectively. The stirring blades shape, stirring speed, and stirring time are optimized by numerical simulation of stirring process and the established quantitative evaluation method. The paddle with three inclined blades is the preferred stirring paddle shape for preparing titanium alloy/GO mixed powder. For the mixed powder containing 0.15% (mass fraction, the same below) GO, the preferred stirring process is 400 r/min for 40 min, where the standard deviation and range of GO content are 0.82% and 2.15%, respectively. For the mixed powder containing 0.30%GO, the preferred stirring process is 300 r/min for 80 min, and the standard deviation and range of the GO content are 1.03% and 3.40%, respectively.

Key words: titanium alloy/graphene oxide; mixed powder; dispersion uniformity; image segmentation; adsorption mechanism

以石墨烯和氧化石墨烯(graphene oxide,GO)为代表的二维石墨烯材料具有轻质、高强和比表面积大的优异特性,被认为是理想的金属材料强化相[1-3]。众多研究表明二维石墨烯材料可显著提高钛合金的强度、耐磨性和抗氧化性,使得石墨烯钛基复合材料在航空、航天和航海等领域具有可观的应用前景[4-6]。仅添加0.03%(质量分数,下同)石墨烯的纯钛室温抗拉强度可达1200 MPa以上,比未添加时提高46%[7];纯钛中加入5%GO后硬度、弹性模量和耐磨性显著增强[8]。0.5%石墨烯增强Ti6Al4V复合材料的室温抗拉强度和屈服强度可分别提高116 MPa和71 MPa[9]。合适的热等静压和热处理工艺可制备兼具高温强塑性的GO增强高温钛基复合材料,经1075 ℃固溶和700 ℃时效处理后,600 ℃抗拉强度、屈服强度和伸长率可分别达到约750、570 MPa和18.5%[10]。

然而,二维石墨烯材料超薄的片层结构和强片层间范德瓦耳斯力限制了其在钛合金粉体中的均匀分散,使石墨烯钛基复合材料性能提升水平远低于理论预测值[11-13]。随着石墨烯含量的增加,球磨法制备的纯钛/石墨烯混合粉体分散均匀性逐渐降低,冷压烧结获得的复合材料微观组织中团聚石墨烯数量显著增加[14];由于GO的团聚和分散不均匀,0.9%GO增强纯钛复合材料的室温屈服强度比0.6%GO复合材料降低了13%[15]。GO添加量超过0.3%后,溶液搅拌混合法制备的高温钛合金/GO混合粉体发生严重的分散不均匀,导致0.5%GO增强高温钛基复合材料的室温和600 ℃抗拉强度分别比添加0.3%GO复合材料下降了300 MPa和86 MPa[16]。以上研究表明,石墨烯材料的分散均匀性显著影响石墨烯钛基复合材料性能,准确评价石墨烯材料在混合粉体中的分散均匀性,进而优化混合粉体制备工艺是制备高性能石墨烯钛基复合材料的关键。但是,目前石墨烯材料在金属粉体中的分散均匀性还只局限于采用简单的目视观察混合粉体图像进行定性判断,尚没有一种准确的定量判断分散均匀性的方法。

目前,计算机深层神经网络的迅速发展使其在材料科学图像识别和分割领域快速应用[17-20]。训练后的MobileNetV2神经网络模型可应用于不同种类金相图像的准确识别,其精细分类的验证和预测准确率分别可达到94%和93%[17]。U-Net神经网络模型可准确分割多晶陶瓷图像和识别内部缺陷,交并比值已达到94.6%的高水平[18];并且与FPN、PSPNet和DeepLabV3神经网络模型相比,U-Net神经网络从视频数据中分割水泥基材料中裂缝的性能最佳[19]。各类深度学习网络模型在金相和不同材料缺陷的图像识别与分割上研究较深入,可利用其对钛合金/石墨烯混合粉体图像中的混合粉体和石墨烯进行分割,进而判断混合均匀性。但钛合金/石墨烯混合粉体中二维石墨烯材料轮廓不规则、特征不显著,导致其分割困难。如何增强石墨烯材料的可识别性以及各类模型对石墨烯材料的分割效果尚不清楚。

本工作以溶液搅拌混合法制备的高温钛合金/GO混合粉体为研究对象,首先研究干燥时间对混合粉体图像可识别性的影响,并揭示GO与钛合金颗粒的吸附机理;随后采用深度学习对混合粉体和粉体中的GO进行智能分割,研究深度学习网络模型和深度学习超参数对分割性能的影响规律,建立GO分散均匀性定量评价方法;最后采用搅拌混合数值模拟和建立的GO分散均匀性定量评价方法优化混合粉体的制备工艺。本研究提出的基于深度学习图像分割的GO分散均匀性定量评价方法为高分散均匀性的金属/GO混合粉体制备提供了重要的分析工具和方法,对石墨烯金属基复合材料性能提升具有重要意义。

1 实验材料与方法

1.1 原材料和制备方法

选用气体雾化法制备的粒径为53~105 μm的高温钛基材料(Ti-5.6Al-4.1Sn-3.7Zr-0.5Mo-0.7Nb-0.4Si-0.06C)球形粉体和冷冻干燥法制备的GO纳米

片作为原料。首先，将 300 mL 浓度为 1 mg/mL GO/无水乙醇溶液在超声破碎仪中进行 40 min 的超声分散处理；随后，将处理后的溶液分别与 200 g 和 400 g 钛合金粉体在室温下进行搅拌直至混合物呈半干燥状态，通过抽真空处理控制无水乙醇的蒸发，从而控制搅拌时间；最后，取出混合物并在 60 ℃下干燥不同时间获得混合粉体。前期研究表明，GO 添加量超过 0.3% 后，复合材料力学性能显著下降[10,16,21]，故 GO 添加量选择为 0.15% 和 0.30%。搅拌混合装置采用直径 80 mm 和高 100 mm 的圆柱体搅拌罐，如图 1(a)所示。

1.2　数据集和训练方法

采用 SU-8010 场发射扫描电子显微镜(SEM)采集混合粉体二次电子图像作为原始图像，如图 1(b)所示。可见，GO 为典型的片层结构，尺寸为 5～15 μm，前期研究表明采用同样工艺制备的混合粉体中 GO 厚度约为 25 nm[16]。使用 256×256 像素的滑动窗口随机剪切原始图像获得输入图像，如图 1(c)所示。采用 Photoshop 软件对输入图像进行手动标定，分别标记出 GO 和混合粉体的像素位置，获得标签图像，如图 1(d)，(e)所示。采用翻转、旋转和平移等图像增强方法，获得包含 1260 张输入图像及其对应 GO 和混合粉体标签图像的数据集。将数据集的 70% 作为训练集，10% 作为验证集，另外随机选取 20 张图像作为测试集。

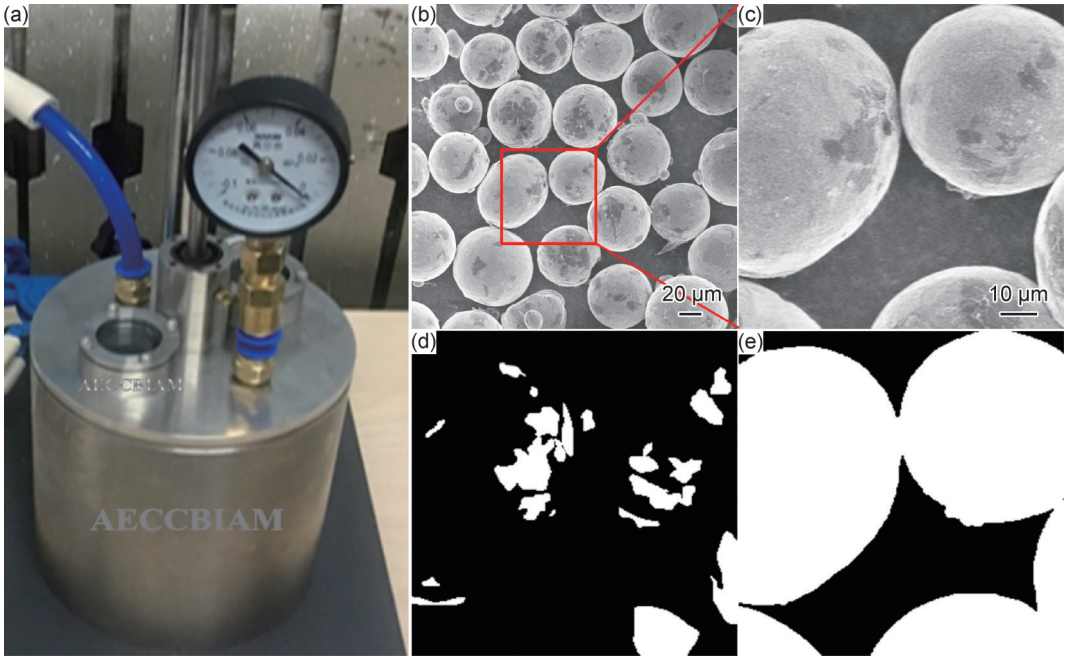


图 1　混合装置及混合粉体和标签图像

(a)混合装置；(b)原始图像；(c)输入图像；(d)GO 标签图像；(e)混合粉体标签图像

Fig.1　Mixing device and images of mixed powder and label

(a)mixing device；(b)original image；(c)input image；(d)label image of GO；(e)label image of mixed powder

本工作研究 U-Net、DeepLabV3＋和 PSPNet 三种深度学习网络模型和学习率(learning rate)、批量大小(batch size)和训练轮数(epoch)对模型分割性能的影响规律，优选网络模型和训练参数。采用准确率评价函数，即准确率(Acc)、交并比(IOU)和相似性系数(Dice)为模型分割性能的评价指标，计算方法如以下公式所示[17-20]：

$$\mathrm{Acc}=\frac{T_P+T_N}{T_P+T_N+F_P+F_N} \tag{1}$$

$$\mathrm{IOU}=\frac{T_P}{T_P+F_P+F_N} \tag{2}$$

$$\mathrm{Dice}=\frac{2T_P}{2T_P+F_P+F_N} \tag{3}$$

式中：T_P 为模型正确预测为正例的样本数；T_N 为模型正确预测为负例的样本数；F_P 为模型错误预测为正例的样本数；F_N 为模型错误预测为负例的样本数。

1.3　分散均匀性定量评价方法

搅拌完成后，从搅拌罐内 9 个不同位置采集混合粉体样本进行干燥，随后拍摄扫描电子显微镜二次电子图片。采用训练后优选的分割模型对图片中混合粉体和 GO 进行分割，并采用下列统计学方法定量评价混合粉体中氧化石墨烯的分散均匀性：

$$C_i=\frac{S_{GOi}}{S_i}\times 100\% \tag{4}$$

$$\bar{C}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}C_i \tag{5}$$

$$\sigma_c=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(C_i-\bar{C}\right)^2} \tag{6}$$

$$R=C_{max}-C_{min} \tag{7}$$

式中：C_i为第i张图像的GO含量；S_{GOi}和S_i分别为第i张图像中通过优选模型分割出的GO和混合粉体的像素数量；$\bar{C}$为GO的平均含量；N为图像数量；C_{max}和C_{min}分别为GO的最高含量和最低含量；σ_c为GO含量的标准差；R为GO含量的极差。σ_c和R可评价混合粉体的分散均匀程度，$\bar{C}$可评价GO的团聚程度。σ_c和R越低，混合粉体分散越均匀；$\bar{C}$越高，GO团聚程度越轻。

1.4 搅拌数值模拟方法

采用ANSYS FLUENT软件对钛粉体在无水乙醇中的搅拌状态进行模拟。多相流模型采用欧拉模型，其中钛粉体（固相）和乙醇（液相）均被视为连续相，选择标准k-epsilon湍流模型计算钛粉体和无水乙醇的流动状态，采用多参考系方法设置动区域和静区域实现旋转运动。研究双垂直叶片搅拌桨（twin vertical blade，TVB）、三斜叶片搅拌桨（three inclined blade，TIB）和六直杆搅拌桨（six straight rods，SSR）对钛粉体流动和分布的影响，TVB为竖直的两片对称圆弧形搅拌桨，TIB为三片圆周均布且与水平成30°角的圆形叶片搅拌桨，SSR为竖向交错排列的三组六根直杆搅拌桨，相邻直杆组间成45°。依据实际搅拌桨建立的搅拌桨模型如图2(a-1)～(c-1)所示。通过ICEM CFD软件生成具有不同搅拌桨的非结构化四面体仿真网格模型，如图2(a-2)～(c-2)所示。

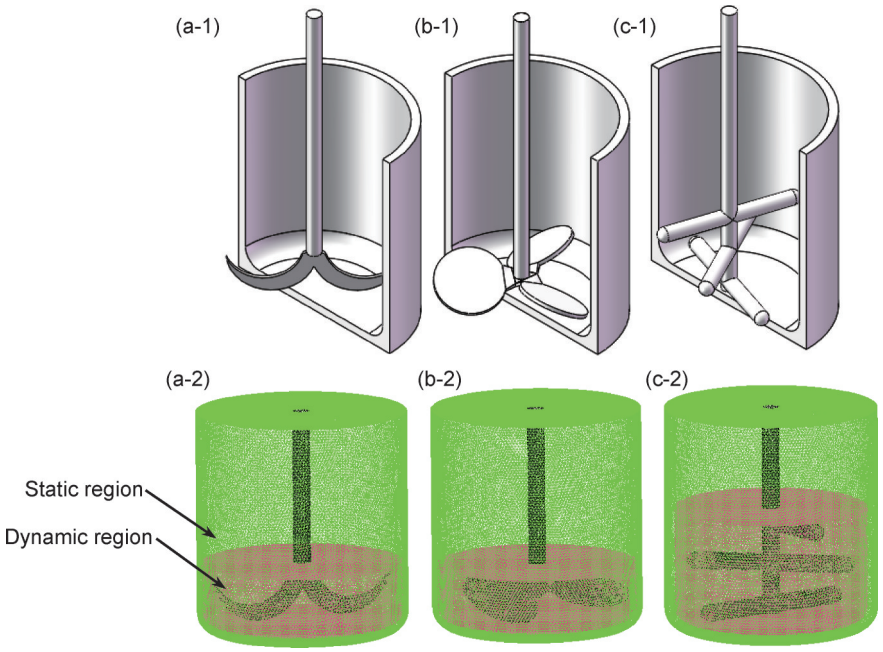


图2 不同搅拌桨的结构模型(1)和网格模型(2) (a)TVB;(b)TIB;(c)SSR

Fig.2 Structural models(1) and grid models(2) with different stirring paddles (a)TVB;(b)TIB;(c)SSR

2 结果与分析

2.1 干燥时间对GO吸附的影响

图3为不同干燥时间的混合粉体SEM图。由图可见，干燥12 h的混合粉体中，GO几乎全部吸附到钛合金颗粒上，并且完全展开，褶皱较少；干燥时间延长到24 h后，部分GO边缘翘起，与钛颗粒脱落，而中心部位还吸附在钛合金颗粒上；干燥36 h后，多数GO已经完全脱离钛合金颗粒，并且产生褶皱、折叠等。干燥12 h的混合粉体SEM图具有较高的成像衬度，GO与钛颗粒之间的颜色差异显著，适合图像识别和分割。此外，干燥12 h的混合粉体中GO表现出强吸附状态，几乎无团聚，有利于高分散性混合粉体的制备。剩余的乙醇可以在后续的真空烧结过程中去除。

随着干燥时间的延长，混合粉体中无水乙醇含量逐渐减少，GO逐渐脱落。有研究表明，在水或无水乙醇中搅拌并干燥后，GO会因水或乙醇的表面张力而附着在钛合金颗粒上[22-23]。由于鲜见关于GO的无水乙醇接触角的报道，故以水作为混合介质分析GO与钛颗粒的吸附机制。GO的水接触角为30°～60°[24]，金

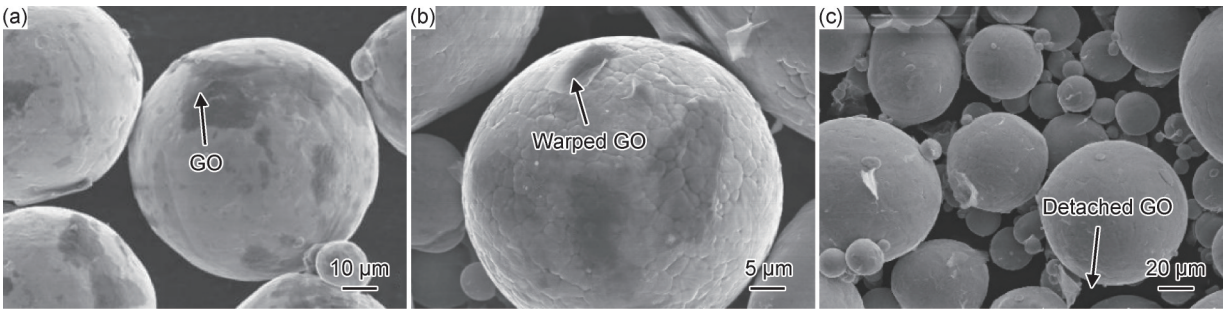


图3　不同干燥时间的混合粉体SEM图　(a)12 h;(b)24 h;(c)36 h

Fig.3　SEM images of the mixed powders with different drying time　(a)12 h;(b)24 h;(c)36 h

属钛的水接触角为42°[25],GO和金属钛均可被水润湿。因此,水在钛颗粒和GO间能够形成凹液面的液桥[26]。由于大部分GO的尺寸在10 μm左右,吸附到粒径为53～105 μm钛合金颗粒上,当钛合金颗粒粒径为中位粒径79 μm时,将吸附部位简化为平面产生的弦高误差约为0.8%,在壳体理论中弦高误差小于1%时简化为平面模型是合理的[27],故可将GO与钛颗粒简化为平板-平板模型。由图3可见,GO与钛颗粒间的液体层厚度很薄,与GO厚度具有同样的纳米级尺度,对于厚度小于0.5 mm的薄液桥可将液桥边缘的液气界面看作圆弧形弯液面[28],GO的受力分析如图4所示。

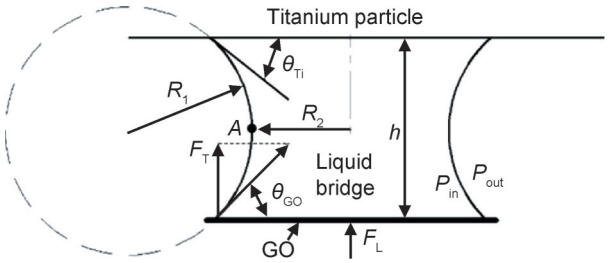


图4　GO受力分析

Fig.4　Force analysis of GO

由于液体表面张力的作用,液桥的弯液面内外存在压强差,压强差的大小与液体的表面张力和液面的两个主曲率半径有关,可用Laplace-Young方程表示,对于弯液面的中点A,压力差ΔP为[29]:

$$\Delta P = P_{out} - P_{in} = \gamma\left(\frac{1}{R_1}+\frac{1}{R_2}\right) \tag{8}$$

式中:P_{out}为液桥外部大气压强;P_{in}为液桥内部液体介质压强;γ为液体介质的表面张力;R_1为弯液面半径;R_2为A点处液体介质沿GO平面方向的曲率。若将GO简化为半径为R_{GO}的圆形薄片,有$R_2 \approx R_{GO} \geqslant R_1$,故式(8)中$1/R_2$项可忽略不计,$\Delta P$可简化为:

$$\Delta P = \frac{\gamma}{R_1} \tag{9}$$

由图4可知:

$$R_1 = \frac{h}{\cos\theta_{Ti}+\cos\theta_{GO}} \tag{10}$$

式中:h为液体介质层的厚度;θ_{Ti}为钛颗粒的水接触角;θ_{GO}为GO的水接触角。液体介质的内外压强差使GO受到外界压强一个朝向钛颗粒的压力F_L,可表示为:

$$F_L = \pi R_{GO}^2 \Delta P \tag{11}$$

GO除了受拉压力外,其四周的三相交界处还会受到一个由液体介质表面张力产生的朝向钛颗粒的拉力F_T,根据GO受力分析可知:

$$F_T = 2\pi R_{GO}\gamma\sin\theta_{GO} \tag{12}$$

GO受到的指向钛颗粒的合力,即GO吸附力F可表示为:

$$F = F_L + F_T \tag{13}$$

由式(9)～(13)可得:

$$F = \pi R_{GO}^2\gamma\frac{\cos\theta_{Ti}+\cos\theta_{GO}}{h} + 2\pi R_{GO}\gamma\sin\theta_{GO} \tag{14}$$

取GO半径R_{GO}为5 μm,钛颗粒的水接触角θ_{Ti}为42°,GO的水接触角θ_{GO}为45°,水的表面张力γ为0.0728 N/m[24-25,30],经计算F_L、F_T和F为:

$$F_L = \frac{8.288\times10^{-12}}{h} \tag{15}$$

$$F_T = 1.662\times10^{-6} \tag{16}$$

$$F = \frac{8.288\times10^{-12}}{h} + 1.662\times10^{-6} \tag{17}$$

可见,由液体表面张力产生的F_T为定值,不随液体介质的厚度变化;由液桥内外压强差产生的F_L随液体介质的厚度减小而增大。GO厚度约为25 nm[16],通常来说液桥与GO具有同样的厚度尺度,水分子大小约为0.5 nm[31],故假设GO和钛颗粒之间为40层水分子,即20 nm厚。计算可得F_L=4.144×10^{-4} N,比F_T高两个数量级。因此,在纳米尺度下,由液体介质内外压强差产生的附加压力是GO吸附力的主导部分。

GO的重力G可表示为：

$$G=\rho g\pi R_{GO}^{2}d \tag{18}$$

式中：ρ为GO的密度，取2.28 g/cm^3[11]；d为GO的厚度，取25 nm；g为重力加速度，取9.8 m/s^2。计算得出单片GO的重力约为4.385×10^{-14} N，比GO的吸附力小10个数量级。因此，在GO与钛颗粒之间存在液体薄层时，GO能够牢牢吸附在钛颗粒表面，不会脱落。与GO不同，石墨烯的水接触角为95°～100°[32]，较差的润湿性阻碍了液桥的形成，从而阻止了石墨烯吸附在金属颗粒的表面。因此，采用溶液搅拌混合法制备的金属/石墨烯混合粉体均匀性较差。随着干燥时间的延长，液桥中的液体逐渐蒸发并减少，导致混合粉体图像衬度降低和吸附力减弱，GO的边缘翘起，并最终完全脱落，干燥时间对GO吸附影响示意图如图5所示。

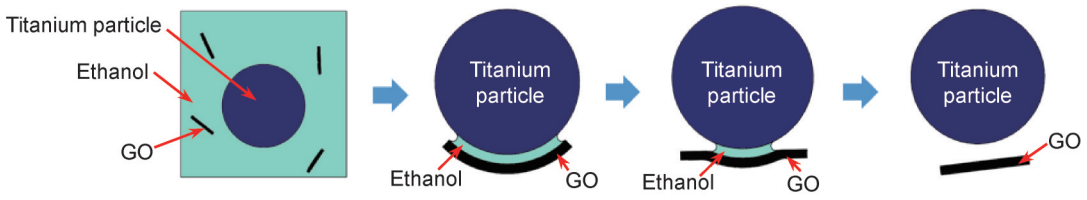


图5 干燥时间对GO吸附的影响机制

Fig.5 Influence mechanism of drying time on the adsorption of GO

2.2 混合粉体与GO的图像分割

采集干燥12 h的混合粉体的二次电子图像进行不同深度学习模型和不同参数的训练。图6为不同学习率、批量大小和训练轮数下U-Net、DeepLabV3+和PSPNet网络模型对混合粉体分割性能的影响规律。由图6(a)，(b)可知，随着学习率和批量大小的减小，U-Net模型的Acc、IOU和Dice值均有所增加。较小的学习率能够增强U-Net模型拟合稳定性，而较小的批量大小能够提高泛化能力，但减小学习率和批量大小都会显著增加训练时间[33]。当学习率为1×10^{-7}、批量大小为4、训练轮数为35时，Acc、IOU和Dice值均达到了最大值，分别为0.9433、0.9638和0.9812。与相关文献报道相比[17-20]，上述分割性能评价指标均为较高水平，表明此时U-Net模型对混合粉体的分割效果极佳。因此，为了提高U-Net模型的训练效率，并未进一步减小学习率和批量大小。DeepLabV3+和PSPNet模型对混合粉体的分割性能见图6(c)～(f)。可见，学习率对两种模型分割性能的影响规律与U-Net模型并不相同，呈现出随学习率减小而下降的趋势，当学习率为0.1时两种模型对混合粉体的分割性能较好，故并未进一步减小学习率到U-Net模型的搜索区间。综合分析图6(c)～(f)，当学习率为0.1、批量大小为8、训练轮数为70时，DeepLabV3+模型对混合粉体的分割效果达到最佳，Acc、IOU和Dice分别为0.9387、0.9619和0.9805；当学习率为0.1、批量大小为16、训练轮数为95时，PSPNet模型对混合粉体的分割效果达到最佳，Acc、IOU和Dice分别为0.9234、0.9497和0.9741。三种模型优选训练参数下对混合粉体的分割性能对比如图6(g)所示，可见U-Net模型对混合粉体的分割性能最优。

图7为测试图像及不同模型和训练参数下获得的混合粉体的分割图像。由图7(b)可见，采用优选训练参数的U-Net模型能够完全识别并分割混合粉体，而改变训练参数和采用优选训练参数的DeepLabV3+和PSPNet模型则会导致混合粉体中个别含GO的区域无法被准确识别，见图7(c)～(g)中红色矩形框所示区域。

图8为不同学习率、批量大小和训练轮数下U-Net、DeepLabV3+和PSPNet网络模型对GO分割性能的影响规律。由图8(a)可知，当学习率为1×10^{-5}、1×10^{-6}和1×10^{-7}时，U-Net模型的Acc、IOU和Dice值差距不大，且均明显高于学习率为1×10^{-4}；由图8(b)可知，当批量大小从8减小到4时，U-Net模型的性能几乎没有提升。上述结果表明，进一步降低学习率或批量大小几乎不会提高U-Net模型对GO的分割性能。由图8(a)，(b)可知，当学习率为1×10^{-7}、批量大小为4、训练轮数为20时，U-Net对GO的分割性能达到最佳，Acc、IOU和Dice分别为0.8774、0.5789和0.7301。DeepLabV3+和PSPNet模型对GO的分割性能见图8(c)～(e)。值得注意的是，当学习率小于0.1时，PSPNet无法拟合数据，故并未获得学习率对GO分割性能的影响规律，这表明PSPNet对学习率的要求比U-Net和DeepLabV3+更严格。当学习率为0.1、批量大小为16、训练轮数为75时，DeepLabV3+对GO的分割效果达到最佳，Acc、IOU和Dice分别为0.8422、0.5118和0.6734；当学习率为0.1、批量大小为4、训练轮数为55时，PSPNet对混合粉体的分割效果达到最佳，Acc、IOU和Dice分别为0.8659、0.5181和

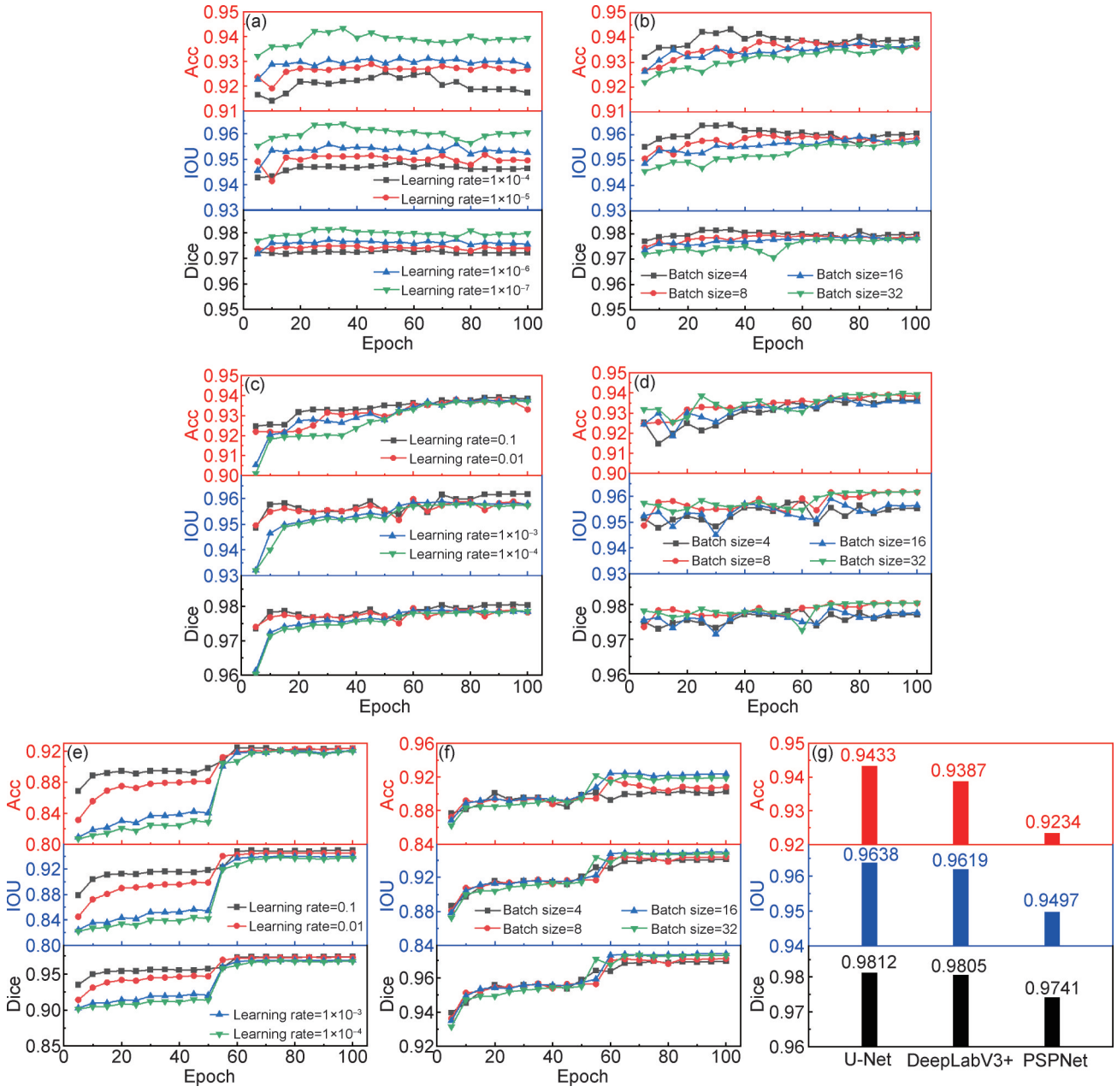


图 6　不同训练参数下 U-Net、DeepLabV3＋和 PSPNet 模型对混合粉体的分割性能

(a),(b)U-Net;(c),(d)DeepLabV3＋;(e),(f)PSPNet;(g)优选训练参数下不同模型分割性能对比

Fig.6　Segmentation performances of U-Net, DeepLabV3＋ and PSPNet models for the mixed powder under different training parameters

(a),(b)U-Net;(c),(d)DeepLabV3＋;(e),(f)PSPNet;(g)comparison of segmentation performance of different models under optimal training parameters

0.6788。三种模型优选训练参数下对 GO 的分割性能对比如图 8(f)所示，可见与混合粉体分割相同，U-Net 模型同样对 GO 的分割性能最优。与混合粉体分割相比，深度学习网络模型对 GO 的分割更困难，可能由于 GO 的形状不规则以及 GO 与钛合金颗粒之间的界面清晰度弱于混合粉体与背景间的界面清晰度。

图 9 为测试图像及不同模型和训练参数下 GO 的分割图像。由图 9(b)可见，优选训练参数下的 U-Net 模型可以准确地分割出 GO。然而，在 U-Net 非优选训练参数以及 DeepLabV3＋和 PSPNet 网络优选训练参数下，部分 GO 被错误地分割，如图 9(c)～(g)中的红色矩形区域所示。

2.3　混合粉体制备工艺优化

由于 GO 与无水乙醇之间具有优异的相容性，在搅拌过程中，GO 能够均匀且稳定地分散在无水乙醇中[34]。因此，由于密度差异导致的钛合金粉体在无水乙醇中的不均匀分布是钛合金/GO 混合粉体均匀性不佳的重要原因，为提高搅拌过程中钛合金粉体在无

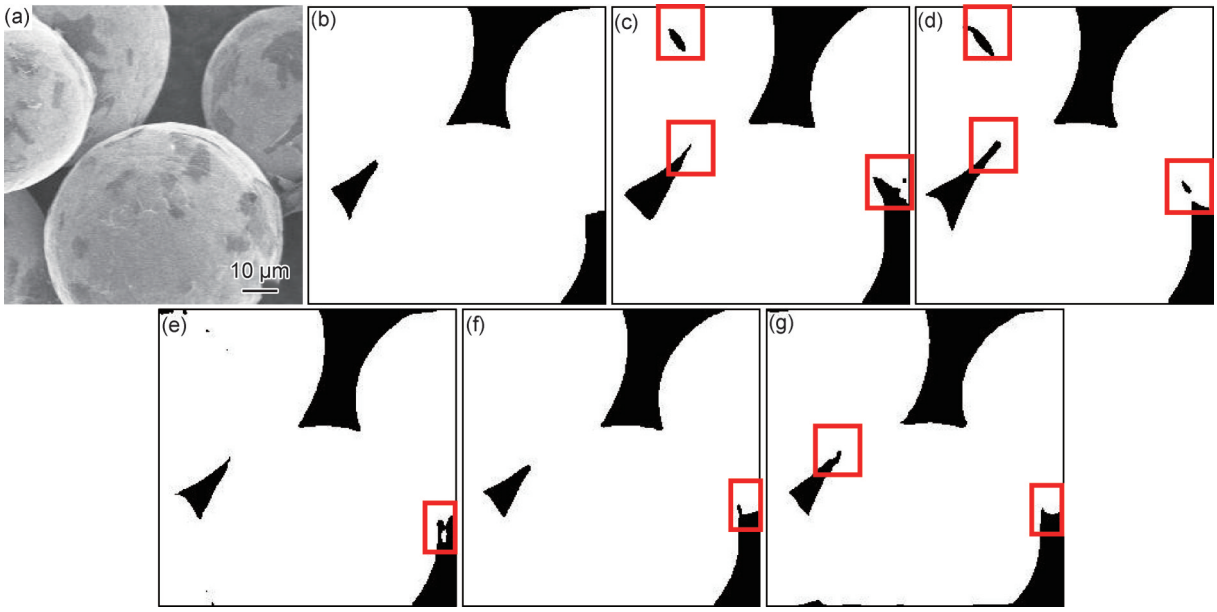


图7 测试图像及不同模型和训练参数下混合粉体的分割图像

(a)测试图像;(b)U-Net,学习率为1×10^{-7}、批量大小为4、训练轮数为35(优选训练参数);(c)U-Net,学习率为1×10^{-6}、批量大小为4、训练轮数为35;(d)U-Net,学习率为1×10^{-7}、批量大小为8、训练轮数为35;(e)U-Net,学习率为1×10^{-7}、批量大小为4、训练轮数为20;(f)DeepLabV3+,学习率为0.1、批量大小为8、训练轮数为70(优选训练参数);(g)PSPNet,学习率为0.1、批量大小为16、训练轮数为95(优选训练参数)

Fig.7 Test image and segmented images of the mixed powder under different models and training parameters

(a)test image;(b)U-Net,Learning rate=1×10^{-7},Batch size=4,Epoch=35 (optimal training parameters);(c)U-Net,Learning rate=1×10^{-6},Batch size=4,Epoch=35;(d)U-Net,Learning rate=1×10^{-7},Batch size=8,Epoch=35;(e)U-Net,Learning rate=1×10^{-7},Batch size=4,Epoch=20;(f)DeepLabV3+,Learning rate=0.1,Batch size=8,Epoch=70 (optimal training parameters);(g)PSPNet,Learning rate=0.1,Batch size=16,Epoch=95 (optimal training parameters)

水乙醇中的分布均匀性,采用数值模拟优化搅拌桨叶片形状。由于GO在无水乙醇中的浓度较低,故在模拟中忽略GO对无水乙醇特性的影响。钛颗粒的粒径设置为79 μm,无水乙醇300 mL,钛粉体400 g,与GO含量为0.30% 时的无水乙醇和钛合金粉体含量一致。搅拌罐和搅拌桨的形状和尺寸与实际一致,搅拌速度为300 r/min。

图10(a-1)~(c-1)为搅拌叶片形状对钛粉体浓度云图的影响。由图可见,三种搅拌桨的钛粉体浓度总体均呈现随高度增加而下降的趋势。这是由于钛颗粒的密度比无水乙醇高,有向下运动的趋势。TVB和SSR搅拌过程中钛粉体最大浓度处位于搅拌罐的底部边缘,分别为84.1%和99.5%;TIB搅拌时钛粉体最大浓度处位于搅拌罐的底部中心,搅拌桨的正下方,为77.3%。由浓度云图可知,TIB搅拌时钛粉体浓度分布最均匀,粉体聚集区域最小,可提高混合粉体中GO的分散均匀性。图10(a-2)~(c-2)为搅拌叶片形状对钛粉体轴向流场的影响。由图可见,TIB能够产生最强的轴向流场,搅拌桨外缘的钛粉体竖直向上的运动速度可达到0.403 m/s,搅拌罐中心搅拌轴附近的钛合金粉体向下的运动速度可达0.374 m/s。TVB和SSR产生的钛合金粉体轴向运动远小于TIB,钛粉体竖直向上的最高运动速度分别为0.240 m/s和0.286 m/s。TIB能够产生较大的轴向升力,带动钛粉体克服自身重力产生强的轴向运动,使更多的钛粉体能够运动到无水乙醇的上部,避免了在搅拌罐底部聚集,使粉体分布更均匀。TVB和SSR产生的轴向流弱,大量钛粉体无法向上运动,而是聚集到搅拌罐底部边缘位置,导致钛粉体浓度分布不均匀。

采用上述建立的GO分散均匀性定量评估方法对不同搅拌工艺参数制备的混合粉体进行分散性评估。图11(a)为添加0.30%GO时不同搅拌桨在300 r/min搅拌60 min后获得混合粉体的分散均匀性。可见,TIB获得的混合粉体σ_c和R分别为1.23%和3.76%,明显低于TVB和SSR,表明TIB是更理想的叶片类型,与数值模拟结果一致。图11(b),(c)为搅拌速度和搅拌时间对采用TIB制备的0.30%GO混合粉体分散均匀性的影响。随着搅拌速度和搅拌时间的增加,混合粉体的σ_c和R降低,分散均匀性改善。但当搅拌速度超过300 r/min和搅拌时间超过80 min后,σ_c和R

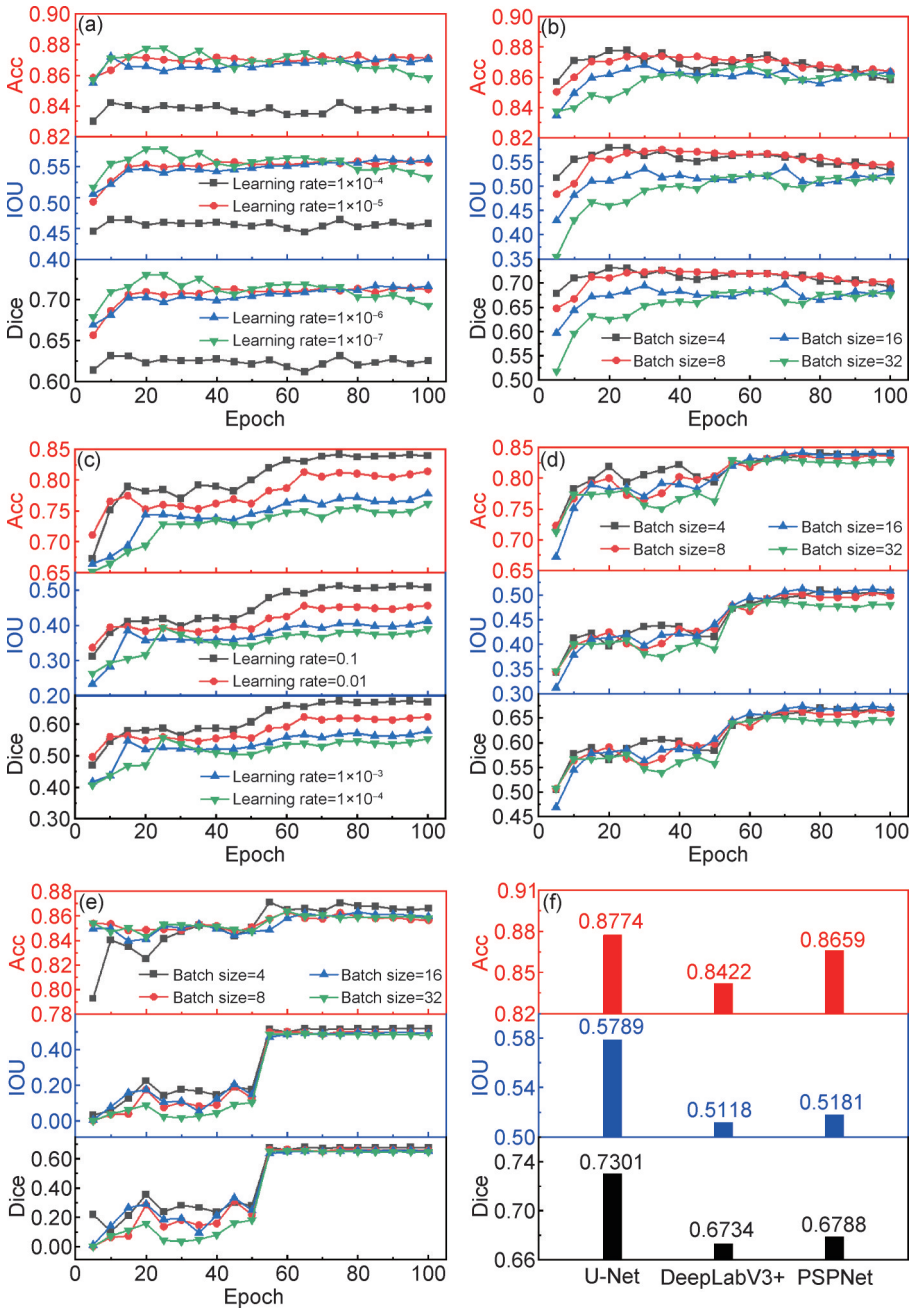


图 8　不同训练参数下 U-Net、DeepLabV3+和 PSPNet 模型对 GO 的分割性能

(a),(b)U-Net;(c),(d)DeepLabV3+;(e)PSPNet;(f)优选训练参数下不同模型分割性能对比

Fig.8　Segmentation performances of U-Net, DeepLabV3+ and PSPNet models for GO under different training parameters

(a),(b)U-Net;(c),(d)DeepLabV3+;(e)PSPNet;(f)comparison of segmentation performance of different models under optimal training parameters

的下降速度非常缓慢。为了防止因高搅拌速度而导致混合物飞溅和提高混合效率，确定 300 r/min 搅拌 80 min 为添加 0.30%GO 混合粉体的合适搅拌参数，此时 σ_c 和 R 分别为 1.03% 和 3.40%。图 11(d),(e)为搅拌速度和搅拌时间对采用 TIB 制备的 0.15%GO 混合粉体分散均匀性的影响。由图 11(d)可见，400 r/min 搅拌 60 min 后获得的 0.15%GO 混合粉体具有最低的 σ_c 和 R，分别为 0.77% 和 1.82%。由图 11(e)可见，搅拌速度为 400 r/min 时，σ_c 和 R 随搅拌时间的增加先快速下降，超过 40 min 后几乎保持平稳，故 400 r/min 搅拌 40 min 为添加 0.15%GO 混合粉体的合适搅拌参数，此时 σ_c 和 R 分别为 0.82% 和 2.15%。

3　结论

(1)经溶液搅拌混合后干燥 12 h 的混合粉体 SEM 二次电子图像具有高的成像衬度和强的 GO 吸附状态，GO 可识别性强。GO 与钛颗粒间残存的液体介质

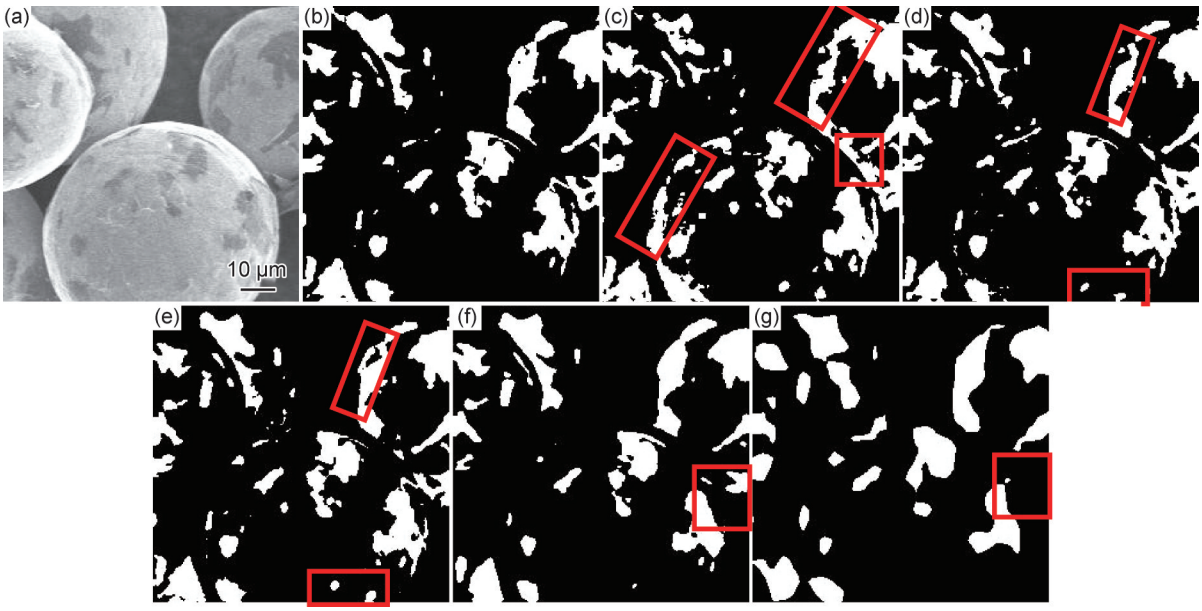


图 9 测试图像及不同模型和训练参数下 GO 的分割图像

(a)测试图像;(b)U-Net,学习率为 1×10^{-7}、批量大小为 4、训练轮数为 20(优选训练参数);(c)U-Net,学习率为 1×10^{-6}、批量大小为 4、训练轮数为 20;(d)U-Net,学习率为 1×10^{-7}、批量大小为 8、训练轮数为 20;(e)U-Net,学习率为 1×10^{-7}、批量大小为 4、训练轮数为 25;(f)DeepLabV3+,学习率为 0.1、批量大小为 16、训练轮数为 75(优选训练参数);(g)PSPNet,学习率为 0.1、批量大小为 4、训练轮数为 55(优选训练参数)

Fig.9 Test image and segmented images of GO under different models and training parameters

(a)test image;(b)U-Net, Learning rate=1×10^{-7}, Batch size=4, Epoch=20 (optimal training parameters);(c)U-Net, Learning rate=1×10^{-6}, Batch size=4, Epoch=20;(d)U-Net, Learning rate=1×10^{-7}, Batch size=8, Epoch=20;(e)U-Net, Learning rate=1×10^{-7}, Batch size=4, Epoch=25;(f)DeepLabV3+, Learning rate=0.1, Batch size=16, Epoch=75 (optimal training parameters);(g)PSPNet, Learning rate=0.1, Batch size=4, Epoch=55 (optimal training parameters)

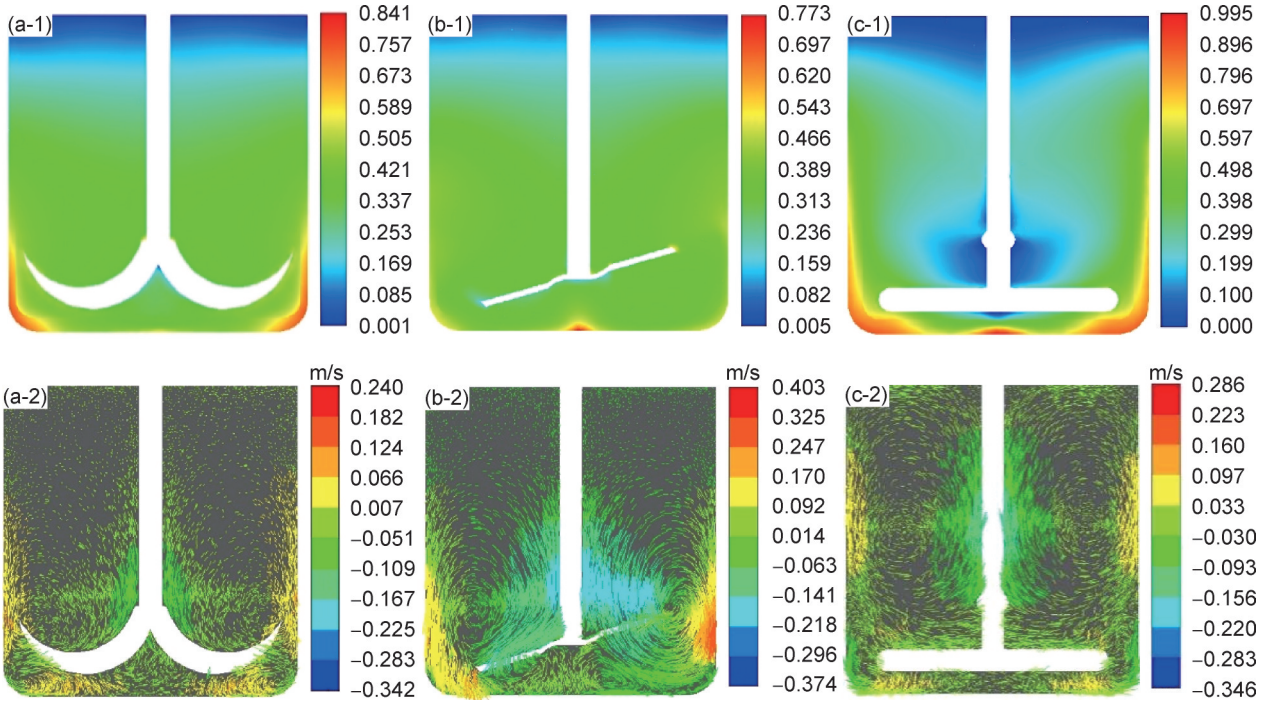


图 10 不同搅拌叶片形状的钛粉体浓度场(1)和轴向流场(2)

(a)TVB;(b)TIB;(c)SSR

Fig.10 Concentration fields(1) and axial flow fields(2) of titanium powder with different stirring blade shapes

(a)TVB;(b)TIB;(c)SSR

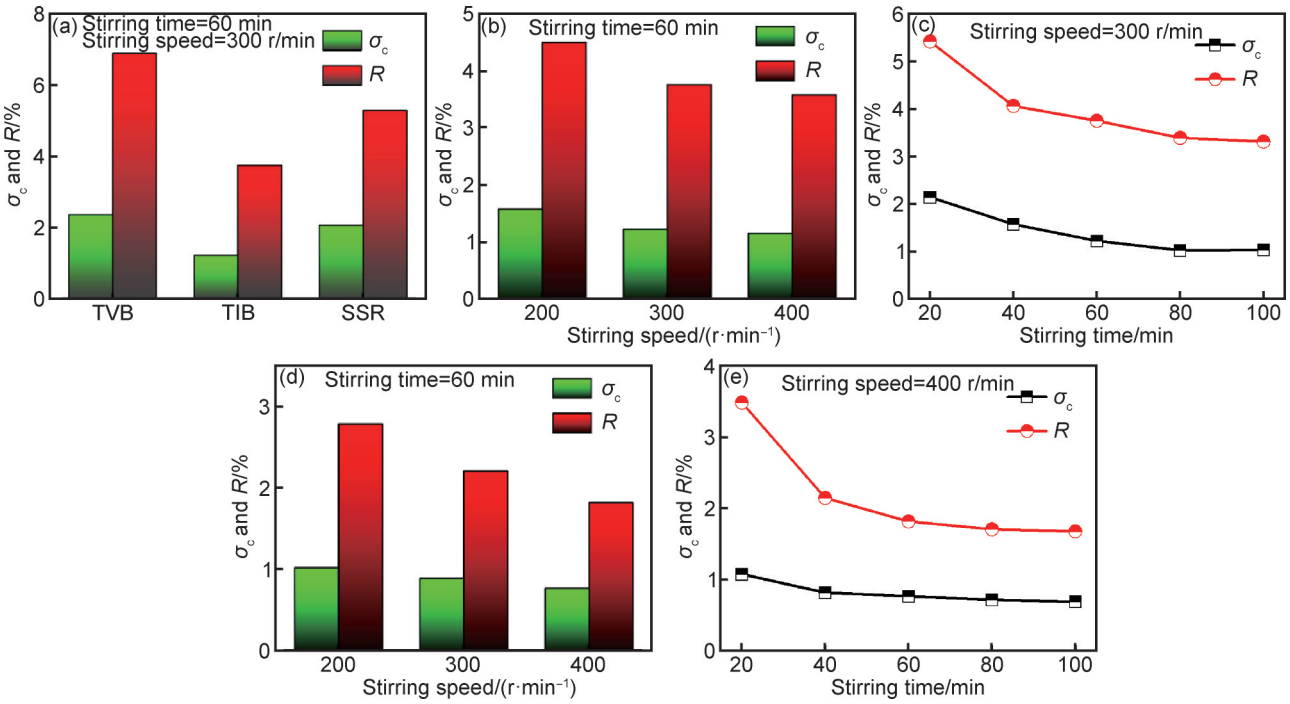


图11　搅拌工艺对混合粉体的σ_c和R值的影响

(a)0.30%GO,搅拌叶片;(b)0.30%GO,搅拌速度;(c)0.30%GO,搅拌时间;(d)0.15%GO,搅拌速度;(e)0.15%GO,搅拌时间

Fig.11　Influence of different stirring processes on σ_c and R of the mixing powders

(a)0.30%GO,stirring blades;(b)0.30%GO,stirring speed;(c)0.30%GO,stirring time;(d)0.15%GO,stirring speed;(e)0.15%GO,stirring time

形成液桥,液桥内外部压力差使GO产生指向钛合金颗粒的附加压力是GO吸附力的主导部分,其比GO自身重力高10个数量级。随着干燥时间的增加,液桥中的液体逐渐挥发减少,导致成像衬度和吸附力下降。

(2)通过优化深度学习神经网络类型和训练参数,成功实现对钛合金/GO混合粉体的SEM二次电子图像中混合粉体和GO的准确分割。与DeepLabV3+和PSPNet相比,U-Net网络模型更适合用于混合粉体和GO的分割,优选训练参数下分割混合粉体和GO的准确率分别达到0.9433和0.8774。基于图像分割和统计学分析,提出了一种用于钛合金/GO混合粉体分散均匀性的定量评估方法。

(3)基于数值模拟和定量评估方法对混合过程进行了优化。与TVB和SSR相比,TIB在搅拌过程中产生的轴向流场最大,使钛粉体在无水乙醇中分布最均匀。随着搅拌速度和搅拌时间的增加,采用TIB搅拌桨制备的混合粉体σ_c和R值均降低。0.15%GO混合粉体的合适搅拌参数为400 r/min搅拌40 min,σ_c和R分别为0.82%和2.15%;0.30%GO混合粉体的合适搅拌参数为300 r/min搅拌80 min,σ_c和R分别为1.03%和3.40%。

参考文献

[1] RANJAN R, BAJPAI V. Graphene-based metal matrix nanocomposites: recent development and challenges[J]. Journal of Composite Materials, 2021, 55: 2369-2413.

[2] NASEER A, AHMAD F, ASLAM M, et al. A review of processing techniques for graphene-reinforced metal matrix composites [J]. Journal of Materials and Manufacturing Processes, 2019, 34(9): 957-985.

[3] 弭光宝,陈航,李培杰,等. 石墨烯增强钛基复合材料界面调控及强韧化机理研究进展[J]. 航空材料学报,2023,43(6):20-35.
MI G B, CHEN H, LI P J, et al. Interface controlling and mechanisms of strengthening and toughening of graphene reinforced titanium matrix composites [J]. Journal of Aeronautical Materials, 2023, 43(6): 20-35.

[4] 陈航,弭光宝,李培杰,等. 氧化石墨烯对600 ℃高温钛合金微观组织和力学性能的影响[J]. 材料工程,2019,47(9):38-45.
CHEN H, MI G B, LI P J, et al. Effects of graphene oxide on microstructure and mechanical properties of 600 ℃ high temperature titanium alloy [J]. Journal of Materials Engineering, 2019, 47(9): 38-45.

[5] 陈航,弭光宝,李培杰,等. 氧化石墨烯对近α型高温钛合金非等温氧化行为的影响机理[J]. 稀有金属材料与工程,2022,51(8):2899-2906.
CHEN H, MI G B, LI P J, et al. Influence mechanism of graphene oxide on non-isothermal oxidation behavior of near-α high-temperature titanium alloy[J]. Rare Metal Materials and Engineering, 2022, 51(8): 2899-2906.

[6] SHARMA D, KUMAR V, SINGH S. Mechanical and wear characteristics of spark plasma sintered titanium/multilayer graphene nanocomposites [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical

Engineers, Part E: Journal of Process Mechanical Engineering, 2025,239(1):330-339.
[7] CAO H C,LIANG Y L.The microstructures and mechanical properties of graphene-reinforced titanium matrix composites[J].Journal of Alloys and Compounds,2020,812:152057.
[8] WEI L X,LIU X Y,ZHENG S T,et al.Micromechanical and tribological behavior of titanium matrix composites reinforced with graphene oxide[J].Materials Chemistry and Physics,2021,269:124763.
[9] CAO Z,WANG X D,LI J L,et al.Reinforcement with graphene nanoflakes in titanium matrix composites[J].Journal of Alloys and Compounds,2017,696:498-502.
[10] CHEN H,MI G B,LI P J,et al.Excellent high-temperature strength and ductility of graphene oxide reinforced high-temperature titanium alloy matrix composite fabricated by hot isostatic pressing and heat treatment[J].Composites Communications,2022,30:101077.
[11] ZHU Y W,MURALI S,CAI W W,et al.Graphene and graphene oxide:synthesis,properties,and applications[J].Advanced Materials,2010,22(35):3906-3924.
[12] WANG Y,LI S S,YANG H Y,et al.Progress in the functional modification of graphene/graphene oxide:a review[J].RSC Advances,2020,10(26):15328-15345.
[13] MU X N,CAI H N,ZHANG H M,et al.Interface evolution and superior tensile properties of multi-layer graphene reinforced pure Ti matrix composite[J].Materials & Design,2018,140:431-441.
[14] HAGHIGHI M,SHAERI M H,SEDGHI A,et al.Effect of graphene nanosheets content on microstructure and mechanical properties of titanium matrix composite produced by cold pressing and sintering[J].Nanomaterials,2018,8(12):1024.
[15] DONG L L,XIAO B,JIN L H,et al.Mechanisms of simultaneously enhanced strength and ductility of titanium matrix composites reinforced with nanosheets of graphene oxides[J].Ceramics International,2019,45(15):19370-19379.
[16] CHEN H,MI G B,LI P J,et al.Microstructure and tensile properties of graphene-oxide-reinforced high-temperature titanium-alloy-matrix composites[J].Materials,2020,13(15):3358.
[17] ZHAO Q C,KANG J W,WU K.Study on the recognition of metallurgical graphs based on deep learning[J].Metals,2024,14(6):732.
[18] HIRABAYASHI Y,IGA H,OGAWA H,et al.Deep learning for three-dimensional segmentation of electron microscopy images of complex ceramic materials[J].npj Computational Materials,2024,10:46.
[19] SHI Z Q,JIN N,CHEN D B,et al.A comparison study of semantic segmentation networks for crack detection in construction materials[J].Construction and Building Materials,2024,414:134950.
[20] AJIOKA F,WANG Z L,OGAWA T,et al.Development of high accuracy segmentation model for microstructure of steel by deep learning[J].ISIJ International,2020,60(5):954-959.
[21] CHEN H,MI G B,LI P J,et al.Extremely high beta-transus temperature of graphene oxide reinforced high-temperature titanium alloy matrix composite[J].Materials Letters,2021,291:129575.
[22] DONG L L,LU J W,FU Y Q,et al.Carbonaceous nanomaterial reinforced Ti-6Al-4V matrix composites:properties,interfacial structures and strengthening mechanisms[J].Carbon,2020,164:272-286.
[23] DONG L L,XIAO B,LIU Y,et al.Sintering effect on microstructural evolution and mechanical properties of spark plasma sintered Ti matrix composites reinforced by reduced graphene oxides[J].Ceramics International,2018,44(15):17835-17844.
[24] SUN P,ZHU M,WANG K,et al.Selective ion penetration of graphene oxide membranes[J].ACS Nano,2012,7:428-437.
[25] 泮怀海,王卓,范文中,等.飞秒激光诱导超疏水钛表面微纳结构[J].中国激光,2016,43(8):95-101.
PAN H H,WANG Z,FAN W Z,et al.Superhydrophobic titanium surface micro/nanostructures induced by femtosecond laser[J].Chinese Journal of Lasers,2016,43(8):95-101.
[26] YIN Y,LIU F Y,MIAO M,et al.Effect of surface roughness on the liquid bridge between two rigid spheres[J].Powder Technology,2025,449:120377.
[27] TIMOSHENKO S P,WOINOWSKY-KRIEGER S.Theory of plates and shells[M].2nd ed.New York:McGraw-Hill,1959.
[28] 朱朝飞,贾建援,付红志,等.狭长平行板间液桥形态及受力研究[J].工程力学,2016,33(6):222-229.
ZHU Z F,JIA J Y,FU H Z,et al.A study of shape and forces of liquid bridge between two slender parallel flat plates[J].Engineering Mechanics,2016,33(6):222-229.
[29] ZHANG C,BAI C H,REN J F,et al.Influence of liquid bridge force on physical stability during fuel storage and transportation[J].Defence Technology,2023,29:106-116.
[30] KALOVÁ J,MAREŠ R.Reference values of surface tension of water[J].International Journal of Thermophysics,2015,36(7):1396-1404.
[31] SHEN X W,CHEN W H,WANG H C,et al.Selectively "size-excluding" water molecules to enable a highly reversible zinc metal anode[J].Chemical Science,2024,15(26):10182-10192.
[32] DRISKILL J,VANZO D,BRATKO D,et al.Wetting transparency of graphene in water[J].The Journal of Chemical Physics,2014,141(18):18C517.
[33] SMITH L N.Cyclical learning rates for training neural networks[C]//2017 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV).Santa Rosa:IEEE,2017:464-472.
[34] PERROZZI F,PREZIOSO S,OTTAVIANO L.Graphene oxide:from fundamentals to applications[J].Journal of Physics:Condensed Matter,2015,27(1):013002.

基金项目:国家自然科学基金(U2141222);辽宁省自然科学基金联合基金项目(20240313)
收稿日期:2025-09-01;**录用日期**:2025-10-14
通讯作者:弭光宝(1981—),男,研究员,博士,研究方向为钛火防控、新型钛合金,联系地址:北京市 81 信箱 15 分箱(100095),E-mail:guangbao.mi@biam.ac.cn

(本文责编:寇凤梅)