

李浩强,李惠娟,杨倩文,等.一个集成高斯混合模型-支持向量机-统计模式的适合中低浓度的跃移沙粒识别算法[J].中国沙漠,2026,46(3):255-261.

# 一个集成高斯混合模型-支持向量机-统计模式的适合中低浓度的跃移沙粒识别算法

李浩强,李惠娟,杨倩文,梅凡民

(西安工程大学 环境与化学工程学院, 陕西 西安 710048)

**摘要:** 鉴于目前的风沙颗粒识别算法存在准确率低或时间成本高的问题,提出了一个集成的风沙颗粒识别算法,该算法包括高斯混合模型分割、支持向量机分类与沙粒特征统计模型再确认等环节。风沙图像识别结果表明和已有算法相比较,新算法具有中等召回率(60%~90%)、最高的准确率(80%~95%)和较低的时间成本,为中低浓度的风沙图像识别和追踪提供了新的思路和方法。

**关键词:** 风沙颗粒; 高斯混合模型; 支持向量机; 统计模式

文章编号: 1000-694X(2026)03-255-07

DOI: 10.7522/j.issn.1000-694X.2025.00261

中图分类号: Q151.94

文献标志码: A

## 0 引言

干旱与半干旱地区的风沙跃移不仅驱动了沙漠和戈壁的演化<sup>[1]</sup>,且对所在区域的基础设施、生产、交通及生命健康造成严重威胁<sup>[2-4]</sup>,因而探索风沙颗粒的运动规律对风沙灾害的防治有着重要的意义。

为了研究风沙颗粒运动规律,前人提出了基于不同相关策略的算法,如松弛算法<sup>[5-6]</sup>、Voronoi图法<sup>[7-9]</sup>及卡尔曼滤波的系列算法等<sup>[10-12]</sup>。在这些算法中,卡尔曼滤波系列算法准确率和召回率优于以往算法<sup>[10-12]</sup>,但仍然存在中等沙粒浓度下(~100颗粒/帧)算法召回率低而影响追踪准确率的问题<sup>[10-12]</sup>。除了上述算法外,人工关联的方法具有准确率高而不易做批处理的局限性<sup>[13]</sup>。在卡尔曼滤波系列算法中<sup>[10-12]</sup>,基于MATLAB平台的灰度阈值算法<sup>[10]</sup>、YOLOv8算法<sup>[11]</sup>及改进的YOLOv5算法<sup>[12]</sup>等方案被用来识别沙粒,但这些方案在中等浓度下都存在召回率低的问题<sup>[14]</sup>。同样地,用于风沙颗粒识别的掩码相关算法可能也存在类似的问题<sup>[15]</sup>。YOLOv8算法<sup>[11]</sup>及改进的YOLOv5沙粒算法<sup>[12]</sup>虽然

能显著地提升沙粒的识别率,但因为需要借助并行计算来实施而影响其可用性。

最近,高斯混合模型<sup>[16]</sup>和支持向量机<sup>[17]</sup>等轻量化模型被用于计算机视觉领域的目标追踪<sup>[18-20]</sup>。考虑到风沙颗粒识别的复杂性和这两个模型的不确定性,本文构建了高斯混合模型初筛-支持向量机分类-沙粒统计特征再确认的新算法,以发展计算成本低廉且适合中低浓度环境的沙粒识别算法。

## 1 研究方法

### 1.1 数据获取

用于新算法验证的风沙图像来自一个细沙床面的风洞输沙实验,拍摄于陕西师范大学风沙动力学实验室的开口式风洞。所用沙粒的粒径在150~200  $\mu\text{m}$ ,拍摄时风洞的自由风速为 $6.8 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ,对应的摩阻风速为 $0.72 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 。以绿色激光片光源(约 $1 \times 10^{-3} \text{ m}$ 厚度)作为照明,使用配备微型镜头(AF Micro-Nikkor, 60 mm f/2.8D)的数字高速摄像机(PHANTOM V711,由AMTEK公司制造)进行拍摄。数字高速摄影机布置于风洞试验段外距离风洞

收稿日期:2025-04-28; 改回日期:2025-10-21

资助项目:国家自然科学基金项目(41340043);陕西省自然科学基金项目(2021JM-448);西安工程大学教育教学改革项目(23JGZD07)。

作者简介:李浩强(2000—),男,山西长子人,硕士研究生,主要从事风沙颗粒识别研究。E-mail: li1169759@163.com

通信作者:李惠娟(E-mail: hjli@xpu.edu.cn)

中心轴面约270 mm处。设置拍摄频率为3 000 Hz,共获得57 652帧分辨率为512像素( $3.9 \times 10^{-2}$  m)  $\times$  318像素( $2.9 \times 10^{-2}$  m)的目标图像。更多的实验细节见文献[10]。

和以前研究相似<sup>[10-11,21]</sup>,这里分别选择极低浓度E(~4个颗粒/帧)、低浓度L1(~26个颗粒/帧)、低浓度L2(~30个颗粒/帧)、中浓度M1(~103个颗粒/帧)、中浓度M2(~108个颗粒/帧)和中浓度M3(~134个颗粒/帧)等6段视频进行新算法的验证。除E视频为1 000帧图像外,其余视频段均为300帧图像。

## 1.2 新算法框架和流程

新算法包括高斯混合模型、支持向量机和沙粒特征的统计模型等方案。高斯混合模型通过假定被识别目标的灰度分布符合多模态高斯模式来识别目标<sup>[16]</sup>,其敏感性高但易产生错误的识别,因而被用来对风沙颗粒进行初步识别。作为一个轻量化的机器学习模型<sup>[17]</sup>,支持向量机可以在个人电脑上运行,且和传统模型如高斯混合模型相比较,具有解决非线性问题如沙粒识别的独特优势,故采用支持向量机对高斯混合模型的识别效果进行再分类以提高沙粒识别的可靠性。鉴于支持向量机分类结果依赖于训练数据的情况,为了增强算法的泛化性能,根据自动提取的人工标注沙粒的几何和颜色特征构建沙粒特征的统计模型。利用沙粒特征的统计模型对支持向量机的分类结果再确认以提高算法的可靠性。利用沙粒特征的方法对高斯混合模型识别出的目标进一步区分,以确保风沙颗粒识别的准确性。

新算法的实施流程如下(图1):

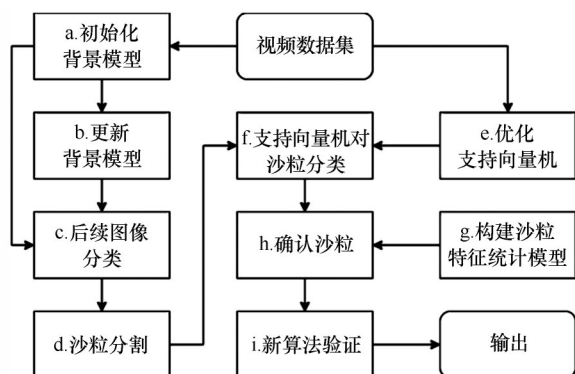


图1 新算法流程

Fig.1 Workflow of the new hybrid scheme for saltating particle recognition

a) 初始化背景模型:分别选择6个视频段(E, L1, L2, M1, M2, M3)的前25帧图像作为高斯混合模型的资源库,利用Python平台上的内置函数CV2c[简称CV2c, CV2.createBackground Subtractor MOG2(history=25, varThreshold=2.6, 参数设置来源于敏感性试验)]提取初始化视频中每个像素点对应的灰度均值、方差和权重;在此基础上,选择权重最高的正态分布模型作为该像素点的背景模型,其对应的灰度均值作为视频段中每一个像素点的背景均值。

b) 更新背景模型:计算第26帧图像中每一个像素点的灰度值与对应背景模型的灰度均值之差的绝对值;如果该绝对值大于2.6,则该像素点被确定为目标对应的像素点,否则确定为背景对应的像素点,并把该像素点对应的灰度值输入背景资源库,并用内置函数CV2c更新该像素点的灰度均值、方差和权重,并以最大权重对应的正态分布模型为更新的背景模型。

c) 后续图像分类:对后续图像中每个像素点分类按照a)、b)流程进行操作直至完成对所有图像的所有像素点的目标/背景进行归类。

d) 沙粒分割:利用Python平台上的内置函数cv2m(简称cv2m, cv2.morphologyEx, 经试验,对风沙图像分割,这里的参数history设置为25, varThreshold设置为2.6)对c)步识别的所有沙粒进行开运算(腐蚀-膨胀)及闭运算操作(膨胀-腐蚀)以便把沙粒从背景中分割出来。此过程需要根据风沙颗粒的特征,通过敏感性试验确定合适的开、闭运算中内核(kernel)的几何形状和尺寸(见1.3节)。

e) 优化支持向量机:采用基于随机梯度下降的单类支持向量机(Stochastic Gradient Descent One-ClassSVM,核函数为线性核,模型中惩罚参数nu为0.5),选取L3视频段,人工标注10 529个沙粒作为数据集,以其中的70%作为训练样本而其余的30%用于支持向量机的性能测试。

f) 支持向量机对沙粒分类:把d)流程中识别的所有跃移颗粒输入到优化的支持向量机,以便对初始识别跃移颗粒进行再分类。

g) 构建沙粒特征统计模型:利用作者在Python平台上的编写代码提取人工标注的L3视频段10529个沙粒的几何特征和颜色分布,据此构建沙粒几何和颜色特征的统计模型(见1.4节)。

h) 确认沙粒:利用g)步获得的统计模型对f)步分类结果进行再确认,即将符合概率超过1%的几何和颜色特征参数的沙粒确认为真实沙粒。

i) 新算法验证:对h)步获得的分类结果进行人工核对以验证新算法的表现,这里采用确定召回率、准确率和F1分数来评价。

$$R_a = \frac{N_{ic}}{N_r} \quad (1)$$

$$A_r = \frac{N_{ic}}{N_i} \quad (2)$$

$$F_1 = 2 \times \frac{R_a \times A_r}{R_a + A_r} \quad (3)$$

式中: $R_a$ 、 $A_r$ 、 $N_{ic}$ 、 $N_i$ 分别是沙粒识别算法的召回率、准确率、沙粒识别算法识别的正确颗粒数及识别的总颗粒数。

新算法运行的硬件环境如下:在Python平台进

行编程,运行设备为Aspire vx5-591g,处理器为Intel (R) Core(TM) i5-7300HQ CPU @2.50 GHz。

### 1.3 高斯混合模型中沙粒分割参数的设置

为了获得运行高斯混合模型所需要的沙粒分割的最佳开闭运算的内核形状及大小,分别选择了十字形、方形和椭圆形等3类内核,对应的开运算核大小分别选择为 $5 \times 5$ 像素<sup>2</sup>(记作(5,5))、 $5 \times 3$ 像素<sup>2</sup>(记作(5,3))、 $3 \times 3$ 像素<sup>2</sup>(记作(3,3));对应的闭运算核大小可分别选择为(5,5)、(3,3)、(5,3)。通过组合形成开闭运算核尺度的4个组合,其分别表示为:(5,5)(3,3)、(5,3)(5,3)、(5,5)(5,5)和(3,3)(3,3)。这里以极稀浓度下的1 000帧图像中共计4 263个沙粒进行敏感性试验,以确定合适的沙粒分割中开闭运算对应的的内核形状及大小(图2)。

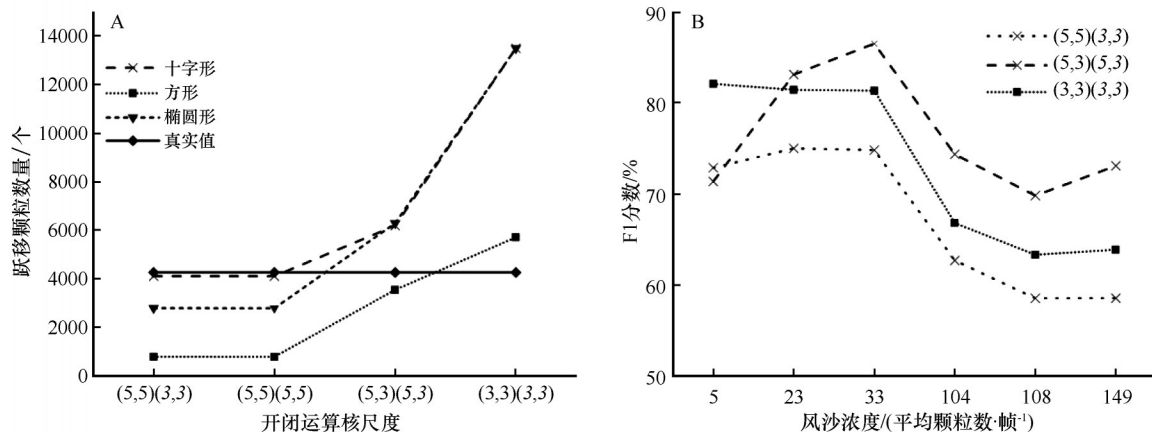


图2 A高斯混合模型检测沙粒数量随着开闭运算核形状及大小变化;B高斯混合模型F1分数在不同开闭运算的核形状及大小情境下随沙粒浓度的变化(括号里斜体数字代表闭运算核大小)

Fig.2 The number of saltating particles identified by Gaussian mixture model varies with the kernel shape and size of the opening and closing for morphological operation; The F1 score of Gaussian mixture model fluctuates with the sand particle concentrations under the various combinations of the kernel shape-size parameters

图2为沙粒分割中不同开闭运算内核形状和大小组合下沙粒检测的结果。由此可知,核大小为(5,5)(3,3)和(5,5)(5,5)时检测结果相似,故仅考虑核大小为(5,5)(3,3)的情况。当开闭运算核形状为十字形、核大小分别为(5,5)(3,3)时,高斯混合模型检测到的沙粒数量为4 106个,与样本数量最接近。而当核大小分别为(3,3)(3,3)时,高斯混合模型则出现严重的高估。当开闭运算核形状为十字形、核大小分别为(5,3)(5,3)时,高斯混合模型检测到沙粒数量略高于样本数量;当开闭运算核形状为方形且与上述不同核大小组合时,高斯混合模型对沙粒数量的

检测存在显著的低估或高估。当开闭运算核形状为椭圆形时,高斯混合模型也会出现与方形核相似的情况。据此,当开闭运算核形状为十字形、核大小分别可以设置为(5,5)(3,3)或者(5,3)(5,3);当开闭运算核为方形,核大小可设置为(3,3)(3,3)。

考虑到高斯混合模型的表现不仅受沙粒分割过程中开闭运算核形状及核大小的影响,也与沙粒浓度有关,这里进一步根据高斯模型检测沙粒的F1分数随沙粒浓度的变化来进一步确定开闭运算合适的核形状及核大小。高斯模型检测沙粒的F1分数随着沙粒浓度(50%~85%)剧烈波动,这意味着开

闭运算核形状及核大小设置时,应根据沙粒的浓度而调整。该设置对识别的影响可能是由于极稀浓度下颗粒几乎没有表观重叠,故选用方形核可以最大程度保留沙粒信息;随着浓度的升高,表观重叠现象增多,选用较大的十字形核能有效避免颗粒重叠对沙粒分割的干扰。总之,设置极稀浓度E下开闭运算核形状为方形,大小为(3,3)(3,3);在低浓度(~20颗粒/帧)及中浓度(~100颗粒/帧)下,核形状为十字形,核大小分别为(5,3)(5,3)。

### 1.4 构建沙粒几何和颜色特征的统计模型

本文选取人工标注的低浓度L3数据集10529个沙粒用作者代码对沙粒的几何和颜色特征进行分别提取,以建立了相应的统计模型。其中,几何特征如图3所示。可以发现,沙粒宽度在2~18像素、沙粒高度在3~8像素、沙粒周长在10~50像素、沙粒面积在0~140像素。同时满足上述4个参数要求,即被几何统计模型确认为真实的沙粒。

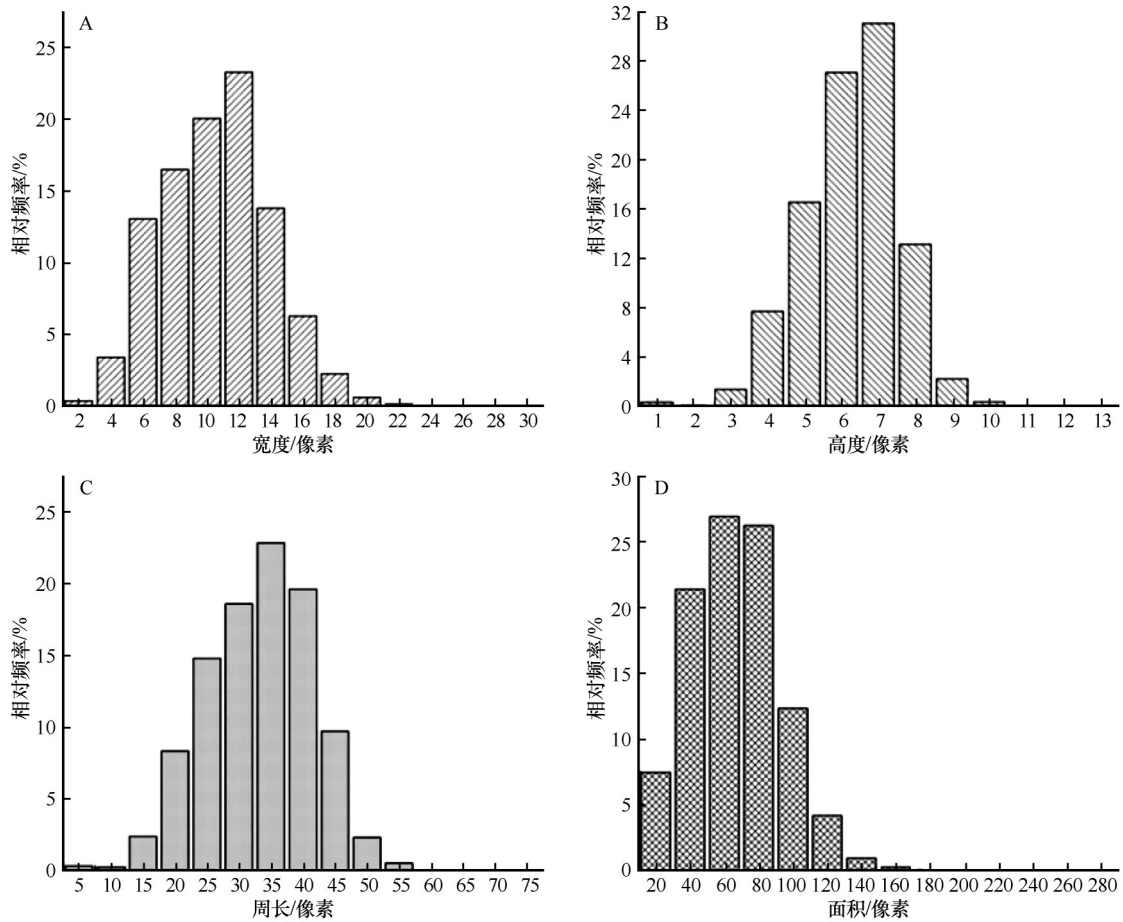


图3 跃移沙粒宽度、高度、周长及面积的概率分布

Fig.3 Probabilities of widths, heights, perimeters and areas of saltating particles from the L3 video section

需要说明的是,这里选择1%作为筛选真实沙粒的依据,具有一定的经验性。即1%以下的目标可能是噪音或其他的环境干扰。但后续结果表明,此1%的筛选能轻微地提高沙粒识别的准确率,因而统计模型的筛选是有意义的。

同样地,可以分别建立基于RGB(Red Green Blue)的沙粒三色概率分布模型和基于HSV模型(Hue Saturation Value)的概率分布模型。在这两个模型中,仍然选择概率超过1%的参数作为认识沙

粒的依据。具体颜色参数见表1。

## 2 新算法验证

### 2.1 召回率和准确率

图4为新算法与已有算法的召回率和准确率。和Matlab平台的灰度阈值分割算法<sup>[10]</sup>与动态灰度阈值分割算法<sup>[14]</sup>相比较,新算法在低浓度下的召回率分别提高了30%和40%,而在中等浓度下分别提

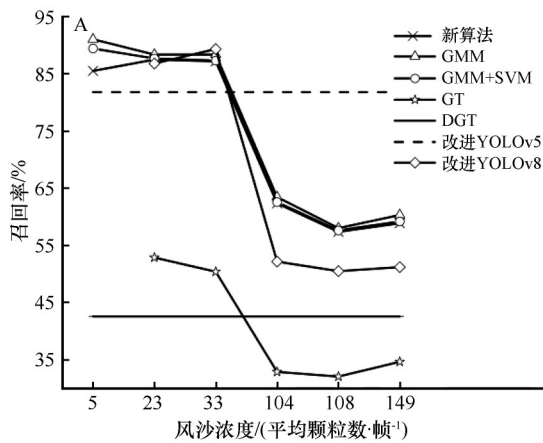
表1 确认沙粒的颜色特征依据

Table 1 Color criterions for identifying saltating particle

跃移沙粒颜色特征	颜色空间分量
R	0~48
G	16~96
B	0~48
H	0~89
S	0~160
V	17~96

注：R为颜色空间红色通道；G为绿色通道；B为蓝色通道；H为色度；S为饱和度；V为亮度。

高了30%和25%，这意味着新算法在提高沙粒识别



的召回率方面比灰度阈值方案有明显的优势。和YOLOv8相比较<sup>[11]</sup>，新算法在极稀浓度和低浓度情景下与其相似而在中等浓度下比该模型提升10%以上，这进一步显示了高斯混合模型在提高沙粒识别的召回率的作用。另一方面，和改进的YOLOv5相比较<sup>[12]</sup>，新算法在极稀浓度和低浓度情景下召回率高10%而在中等浓度下低20%，这意味着改进深度神经网络在中等浓度下对提升沙粒召回率有优势。另外，由于新算法涉及的支持向量机分类和沙粒特征的统计模型再确认等环节，和高斯混合模型相比较，新算法的召回率分别下降了0.7%~5.5%；和高斯混合模型-支持向量机相比较，新算法召回率下降了0.2%~3.9%。

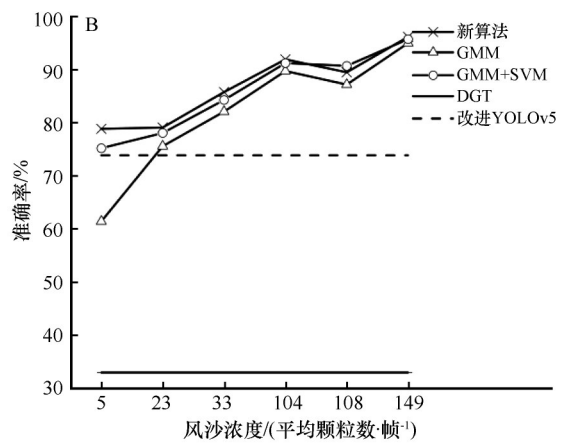


图4 新算法和发表的风沙颗粒识别算法的比较(GT、DGT、GMM、GMM+SVM分别是指基于Matlab平台的灰度阈值算法<sup>[10]</sup>、动态灰度阈值算法<sup>[14]</sup>、高斯混合模型、高斯混合模型-支持向量机。改进YOLOv5<sup>[12]</sup>和YOLOv8<sup>[11]</sup>来自文献)

Fig.4 Comparisons between the new algorithm and other published schemes for saltating particle recognition in recall and accuracy rates (GT, DGT, GMM, GMM+SVM correspond to the gray threshold scheme from Matlab [10], dynamic threshold scheme [14], Gaussian mixture model [16] and improved Gaussian mixture model.

The data of YOLOv5 and YOLOv8 derive from the Ref.12 and the Ref.11, respectively)

和动态灰度阈值分割算法<sup>[14]</sup>相比较，新算法准确率提升了50%以上，这意味着新算法包含的支持向量机分类和沙粒统计模型的确认环节有效地提升了算法的可靠性。不仅如此，和改进的YOLOv5相比较<sup>[12]</sup>，新算法的准确率也提升了5%~20%，这表明新算法包含的支持向量机分类和沙粒统计模型的确认环节在提升沙粒识别准确率方面扮演着重要的角色。和高斯混合模型相比较，新算法准确率提高了1.2%~17.4%；与高斯混合模型-支持向量机相比较，除M2浓度下准确率降低1.2%外，其余浓度下准确率提高了0.5%~3.7%。

综上，在目前所讨论的跃移沙粒识别算法中，新算法具有中等召回率，其数值变化在60%~90%，

其准确率保持在80%~95%，考虑到目前所有算法的召回率和准确率强烈地依赖于沙粒浓度的特点<sup>[10-12]</sup>，而新算法的训练测试是在低浓度和中等浓度下进行的，因而我们认为其主要适于中、低浓度环境下的风沙颗粒识别。至于高浓度下环境下的问题仍需进一步研究。

### 2.2 新算法的推理时间

表2比较了新算法与发表的风沙颗粒识别算法的推理时间。这里的推理时间是指处理每帧图像所需要的用时。YOLOv5系列<sup>[12]</sup>是在网上租赁GPU进行图像处理的，因而其推理时间仅有新算法的一半左右。但使用GPU平台意味着高的经济成本。

表2 新算法和发表的风沙颗粒识别算法推理时间对比  
Table 2 Inference time of the new scheme and the published schemes for saltating particle recognition

算法	运行配置	每帧用时/ms
YOLOv5	RPX 4090	4.2
Sand-YOLOv5	RPX 4090	6.1
YOLOv8	Intel Core i5-8300H	94.5
GMM	Intel Core i5-7300HQ	6.5
GMM+SVM	Intel Core i5-7300HQ	7.9
新算法	Intel Core i5-7300HQ	10.2

而新算法可直接在个人电脑上运行,显示了其和复杂神经网络的显著优势。和能在个人电脑上运行的YOLOv8模型相比较,其推理时间仅是YOLOv8算法的十分之一。和高斯混合模型、高斯混合模型-支持向量机相比较,其运行时间成本略高,但考虑到它在准确率等方面的优势,略高的时间成本是可以接受的。

### 3 结论

针对目前风沙颗粒识别算法准确率低或算法运行成本高的特点,本文提出了一个集成高斯混合模型、支持向量机及统计模型的风沙颗粒识别算法。该集成算法包括高斯混合模型分割、支持向量机分类及沙粒统计模型确认等环节。风沙图像检测结果表明,新的集成算法具有中等召回率和最高的准确率和较低的时间成本,是一个轻量化的适合中低浓度的风沙图像识别算法。目前工作为风沙图像识别与追踪提供了新的手段。

#### 参考文献:

- [1] Bagnold R A. The Physics of Blown Sand and Desert Dunes [M]. London, UK: Methuen, 1954: 265-270.
- [2] Kok J F, Storelvmo T, Karydis V A, et al. Mineral dust aerosol impacts on global climate and climate change [J]. Nature Reviews Earth & Environment, 2023, 4(2): 71-86.
- [3] Cheng J, Jiang F, Xue C, et al. Characteristics of the disastrous wind-sand environment along railways in the Gobi area of xinjiang, China [J]. Atmospheric Environment, 2015, 102: 344-354.
- [4] 牛清河, 屈建军, 安志山. 甘肃敦煌雅丹地质公园区风蚀气候侵蚀力特征 [J]. 中国沙漠, 2017, 37(6): 1066-1070.
- [5] Zhang Y, Wang Y, Jia P. Improving the Delaunay tessellation particle tracking algorithm in the three-dimensional field [J]. Measurement, 2014, 49: 1-14.
- [6] Zhang Y, Wang Y, Jia P. Measuring the kinetic parameters of saltating sand grains using a high-speed digital camera [J]. Science China Physics, Mechanics & Astronomy, 2014, 57: 1137-1143.
- [7] Lin Y, Zhang Y, Jin Y, et al. Three-dimensional particle tracking algorithm based on the special ellipsoids [J]. Measurement, 2023, 216: 112883.
- [8] Zhang Y, Wang Y, Yang B, et al. A particle tracking velocimetry algorithm based on the Voronoi diagram [J]. Measurement Science and Technology, 2015, 26(7): 075302.
- [9] Zhang Y, Li M, Wang Y, et al. Reinvestigation of the scaling law of the windblown sand launch velocity with a wind tunnel experiment [J]. Journal of Arid Land, 2019, 11: 664-673.
- [10] Mei F M, Zhou H J, Su J, et al. A Kalman filter-Hungarian algorithm with a postprocessor for tracking aeolian saltating particle in high-speed video [J]. Earth Surface Processes and Landforms, 2024, 49(15): 5086-5097.
- [11] Lin C, Mei F M, Zhou H J, et al. A hybrid deep learning scheme with high accuracy for tracking aeolian saltating particles in high-speed pictures [J]. Advanced Powder Technology, 2025, 36(5): 104862.
- [12] Xi A G, Mei F M, Li H Q, et al. An improved YOLOv5 model for aeolian saltating particle recognition in high-speed videos [J]. Measurement, 2025, 253: 117321.
- [13] Jiang C W, Parteli E J R, Dong Z B, et al. Wind-tunnel experiments of Aeolian sand transport reveal a bimodal probability distribution function for the particle lift-off velocities [J]. Catena, 2022, 217: 106496.
- [14] 梅凡民, 雒遂, 陈金广. 一种改进的高浓度风沙图像的动态灰度阈值分割算法 [J]. 力学学报, 2018, 50(3): 699-707.
- [15] Zhang W, Wang Y, Lee S J. Simultaneous PIV and PTV measurements of wind and sand particle velocities [J]. Experiments in Fluids, 2008, 45: 241-256.
- [16] Reynolds D A. Gaussian mixture models [J]. Encyclopedia of biometrics, 2009, 741(659-663): 3.
- [17] Pisner D A, Schnyer D M. Support vector machine [M] // Mechelli A, Vieira S. Machine Learning. London, UK: Academic Press, 2020: 101-121.
- [18] Cho J, Jung Y, Kim D S, et al. Moving object detection based on optical flow estimation and a Gaussian mixture model for advanced driver assistance systems [J]. Sensors, 2019, 19(14): 3217.
- [19] Yan A, Li J, Wang Y, et al. Research on moving target detection based on improved Gaussian mixture model [C] // 2020 Chinese control and decision conference (CCDC). IEEE, 2020: 1168-1173.
- [20] Hou L, Lu K, Yang X, et al. G-rep: Gaussian representation for arbitrary-oriented object detection [J]. Remote Sensing, 2023, 15(3): 757.
- [21] 周虹吉, 梅凡民, 蒲梦洁, 等. 基于集成学习的风沙跃移轨迹自动识别模型 [J]. 中国沙漠, 2024, 44(6): 70.

## **A hybrid algorithm for aeolian saltating particle recognition under low-medium particle concentrations with Gaussian Mixture Model, Support Vector Machine and probability-distribution of saltating particles' geometric and color parameters**

Li Haoqiang, Li Huijuan, Yang Qianwen, Mei Fanmin

*(School of Environmental and Chemical Engineering, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China)*

**Abstract:** Current algorithms for saltating particle recognition face challenges in balancing accuracy and computational efficiency. To address this issue, this study proposes an integrated algorithm combining Gaussian Mixture Model (GMM), Support Vector Machine (SVM) classification, and a statistical feature verification model for sand particle confirmation. Experimental results on sand image recognition demonstrate that the proposed method achieves a moderate recall rate (60%–90%), the highest accuracy (80%–95%) among existing methods, and significantly reduced computational time. The work provides a new idea and method for the recognition and tracking of aeolian sand images at low to medium concentrations.

**Key words:** sand particle; Gaussian Mixture Model; Support Vector Machine; probability-distribution