第 54 卷第 3 期
2026 年 3 月

硅 酸 盐 学 报
JOURNAL OF THE CHINESE CERAMIC SOCIETY

Vol. 54，No. 3
March，2026

http://jccsoc.cbpt.cnki.net

DOI：10.14062/j.issn.0454-5648.20250701

基于计算机视觉的净浆流动扩展过程表征

尹 锐[1]，刘建忠[1,2]，夏薇薇[1]，申 健[1]，李洪文[2]，周新文[2]

(1. 重庆大学材料科学与工程学院，重庆 400044；2. 重大基础设施工程材料全国重点实验室，
江苏苏博特新材料股份有限公司，南京 211103)

摘 要：为解决传统水泥净浆流动扩展过程表征存在的数据处理依赖人工、操作繁琐和耗时较长等不足，提出了一种基于计算机视觉的流动扩展过程高精度表征方法。以 Segment Anything Model 2(SAM2)为核心，采用 You Only Look Once v11 (YOLOv11)模型确定提示点，通过透视变换与光线折射的双重几何校正方法降低误差。结果表明，计算的最终扩展度与试验结果高度一致(平均绝对误差<1 mm)，同时能够获取扩展度、速率随时间变化的曲线。对这些动态过程信息的分析，有助于更加全面地表征净浆的流动行为，为反演净浆的流变性能提供了数据基础。

关键词：水泥净浆；流动扩展；动态表征；SAM2 模型；计算机视觉
中图分类号：TU528.8　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：0454–5648(2026)03–1006–10
网络出版时间：2026–02–10

水泥净浆的流变特性是调控新拌混凝土和易性的重要因素，对施工性能以及混凝土结构的安全耐久具有重要影响[1–2]。净浆流变参数主要依赖流变仪测定，但这种方式受限于设备昂贵、操作复杂且对测试环境要求严格等因素，难以在工程现场推广。微型坍落度试验作为评价净浆工作性的常用方法，其扩展过程与浆体的屈服应力和塑性黏度等流变参数密切相关，这为通过扩展行为反演流变性能提供了理论基础。Roussel 等[3]基于理论推导提出了基于最终扩展直径的浆体屈服应力计算公式，并通过表面张力对计算公式进行修正，该方法得到了较为广泛的应用。然而，这种依赖静态终点值的分析手段，忽略了流动过程，因而无法反映与塑性粘度相关的动态信息。塑性粘度直接决定了净浆的扩展速率与流动时间，因此对净浆扩展过程进行完整、精确的表征，是反演其流变特性的关键。

Bouvet 等[4]、Tregger 等[5]利用摄像技术记录净浆扩展过程，通过慢放视频读取不同时刻的扩展度值进行分析。Choi 等[6]基于数值模拟重建水泥净浆扩展过程，但数值模拟需要高性能计算机，操作复杂且计算时间长，且存在简化条件，其在不同场景下的适用性有待评估。伍勇华等[7]采用高速摄像机对初始流动阶段进行了记录，借助图像分析软件计算每一帧水泥浆体的面积，再通过面积反推出每一时刻的扩展直径。综上，当前净浆扩展过程的表征方法存在数据处理依赖人工、操作繁琐和耗时较长等不足，亟需开发一种操作简单的精准表征方法。

近年来，人工智能技术快速发展，计算机视觉在建筑材料研究中展现出广阔应用前景，如计算机视觉技术可以识别混凝土表面的裂缝、孔洞等缺陷[8]。计算机视觉在水泥基材料流变领域也有应用[9–10]，如一些学者提出了一种长期循环神经网络模型，基于 UHPC 搅拌视频实现对 UHPC 塑性黏度进行分类评估[11]，体现了计算机视觉技术在实时检测和精准计算方面广阔的应用前景。为此，本工作提出了一种基于计算机视觉的净浆扩展过程表征方法，通过集成 YOLOv11 (You Only Look Once V11)与 SAM2 (Segment Anything Model 2)模型构建的图像自动分割框架，并结合透视与折射双重几何校正体系，实现了对浆体扩展过程的高精度表征。该方法集自动化、动态化与高精确性于一体，为量化分析水泥净浆的扩展过程提供了一种简便有效的新途径。

收稿日期：2025–09–24。　修订日期：2025–10–29。
基金项目：国家自然科学基金(52508274，U22A20229)。
第一作者：尹 锐(1999—)，男，硕士研究生。
通信作者：刘建忠(1976—)，男，博士，研究员。

Received date: 2025–09–24.　**Revised date:** 2025–10–29.
First author: YIN Rui (1999–), male, Master candidate.
E-mail: 728325257@qq.com
Correspondent author: LIU Jianzhong (1976–), male, Ph.D., Professor.
E-mail: ljz@cnjsjk.cn

1　实验

1.1　原材料与配合比

胶凝材料包括 P·O 42.5 普通硅酸盐水泥(PC)、粉煤灰(FA)及矿粉(SL)，其化学成分与物理性质见表 1；减水剂类型为聚羧酸，固含量为 10%。为制备具有不同流动特性的水泥净浆，试验设置了 0.45、0.50 及 0.55 3 种水胶比(w/b ratio)，矿物掺合料的质量为 0、10%、20%、30%、40%和 50%，掺加方式分为单掺粉煤灰、单掺矿粉及粉煤灰与矿粉 1:1(质量比)复合掺入 3 种类型。减水剂掺量为 0.1%、0.2%、0.3%和 0.4%。本工作共制备 80 组不同配合比的试验样本。通过改变水胶比、矿物掺合料种类及掺量，制备了 48 组不掺外加剂的净浆；另外 32 组掺加减水剂，以获得更大范围的流动度结果。这两部分样本共同构成一系列具有流动性差异的浆体，为后续的方法验证与动态特性分析奠定了基础。为保证试验结果的有效性与可比性，本工作所有用于分析的净浆样本在流动扩展后均近似圆形。

表 1　试验所用材料的化学成分和物理性质

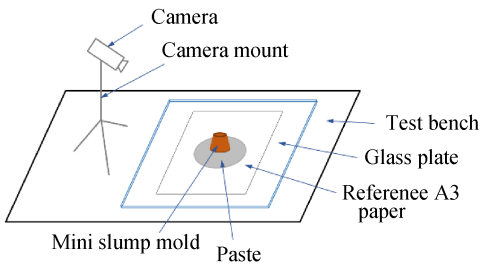
Table 1　Chemical composition and physical properties of materials used in the experiment

Component/%	Property	Material		
		PC	FA	SL
SiO_2		23.95	38.48	33.18
Al_2O_3		8.33	31.46	17.94
CaO		54.30	9.41	35.48
Fe_2O_3		3.26	12.41	1.55
MgO		2.04	2.20	6.76
$SO_{3/}$		2.70	1.59	2.59
K_2O		0.82	0.85	0.62
Na_2O		0.26	0.02	0.17
	Loss on ignition/%	2.96	2.55	1.08
	Density/(g·cm^{-3})	3.03	2.25	2.55
	Blaine/(cm^2·g^{-1})	3520	4530	4220

1.2　数据采集方法

依据水泥净浆流动度试验(参照 GB/T 8077—2023)对各组净浆的流动过程进行记录。试验和视频采集装置如图 1 所示，试验装置主要包括试验台、钢化玻璃板、标准 A3 白纸(420 mm × 297 mm)等。钢化玻璃板厚度为 10 mm，折射率 $n \approx 1.52$，置于试验台上；玻璃板下方铺设 A3 纸，作为后续图像校正和尺寸计算的参照物；截锥圆模上、下口径及高度分别为 36、60 mm 和 60 mm。

视频采集装置由 1 台智能手机及固定支架组成，置于试验台旁。视频录制参数设置为 1920 × 1080 分辨率、30 fps。镜头距离玻璃板上表面的垂直高度 H 为 400 mm。利用该装置记录浆体在玻璃板上自由扩展直至最终稳定的全过程视频。



(a) Schematic diagram of measurement setup



(b) Physical apparatus for video acquisition

图 1　流动扩展试验与视频采集的实验装置

Fig. 1　Experimental setup for flow spread test and video acquisition

为分析浆体的流变特性，使用同轴圆柱流变仪(Anton Paar Rheolab MCR 302)对部分代表性样品进行了测试。测试采用 CC27 的圆柱转子和杯组，记录剪切速率从 100 s^{-1}下降至 0.1 s^{-1} 过程中的剪切应力。通过 Bingham 模型对剪切应力–剪切速率曲线进行拟合，得到浆体的屈服应力(τ_0)和塑性黏度(η)。

1.3　动态过程图像处理与表征方法

为实现对水泥净浆流动过程的动态量化表征，建立了 1 套图像处理与分析方法，解决 3 个关键问题：1)针对浆体形态不规则且动态变化带来的分割难题，结合 YOLOv11 模型的目标检测与 SAM2 模型的视觉分割，实现净浆流动扩展过程的自动化精准分割；2)为保证尺寸计算的准确性，构建了包含透视校正与折射校正的双重几何校正体系，消除了由拍摄角度和光线折射导致的误差；3)在高精度分割结果的基础上，提取出净浆扩展过程的关键表征参数，实现对流动过程的定量化描述。

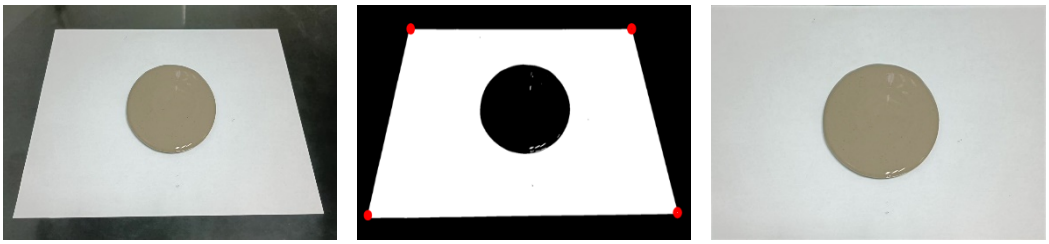
上述方法的操作流程为视频的透视校正、净浆

图像分割、光线折射校正和表征参数计算，下文按照操作流程详细介绍各部分内容。

1.3.1 图像透视校正 对采集到的动态过程视频进行分析，首先将其解码为按时间顺序排列的图像帧序列，并定义其中模具被提起前的最后一帧作为后续动态分析的逻辑零点，记为 t=0 时刻。该图像帧序列构成后续所有图像处理的基础。

视频采集装置的斜向拍摄会不可避免地在原始图像中引入透视畸变，造成空间尺度不一致与物体比例失真。通过透视校正将图像恢复至正交俯视视角，是确保后续尺寸计算准确性的前提[12]。

校正过程基于单应性变换原理，核心在于计算 1 个全局变换矩阵。为此，从视频序列中选取清晰、无遮挡的最后一帧图像作为校正基准。具体校正流程如图 2 所示。首先，对基准图像(见图 2a)进行灰度化与阈值分割处理，生成能够清晰分离 A3 纸参照物与背景的二值图像。随后，通过轮廓检测与多边形逼近算法，自动定位 A3 纸的 4 个顶点坐标(见图 2b)。将这组像素坐标与 A3 纸标准物理尺寸所对应的矩形顶点进行匹配，求解出透视变换矩阵。最后，将此矩阵应用于原始图像，通过几何映射生成消除了视角畸变的正交俯视图(见图 2c)。



(a) Original reference image (b) Binary image after thresholding (c) Orthographic top-view image after correction

图 2 基准图像的透视校正流程

Fig. 2 Process of perspective correction for the reference image

在整个试验过程中，视频采集装置与试验台的相对位置保持固定，因此由基准帧计算得到的变换矩阵适用于整个视频帧序列。将其应用于所有帧，即可实现净浆扩展全过程的透视校正，为后续量化分析建立统一的空间基准。

1.3.2 净浆扩展过程自动化分割 结合 SAM2 与 YOLOv11 两种模型实现对净浆流动扩展过程的自动化分割，其中，YOLOv11 用于检测模具位置，获取提示信息坐标；SAM2 用于净浆的分割。

SAM2 是一种基于 Transformer 架构的视觉基础模型[13]，其视频对象分割(VOS)能力是实现本工作目标的技术基础。如图 3 所示，SAM2 通过图像编码器、提示编码器与掩膜解码器的协同工作来生成像素级掩膜(Mask)，即标识目标像素区域的二值图像。值得指出的是，SAM2 引入了记忆增强机制：利用记忆编码器将历史帧的分割特征存入记忆库(Memory bank)，在处理当前帧时通过注意力机制进行检索与融合，从而确保对分割目标进行连续、稳定的时序跟踪。

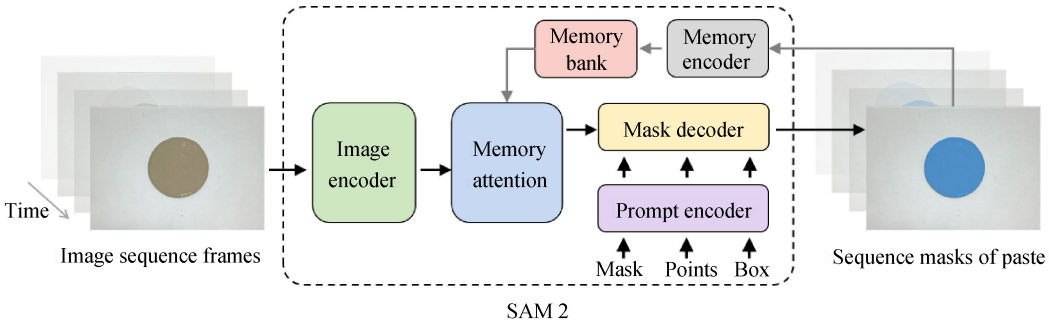


图 3 SAM2 的模型架构示意图

Fig. 3 Schematic diagram of the model architecture of SAM2

SAM2 主要提供 2 种操作模式：自动分割(Automatic Mask Generation, AMG)与提示分割。鉴于 AMG 模式在分割效果上的局限性(见 3.1 节)，本工作采用提示分割模式。该模式依赖外部提示信息

作为输入，无法自主识别并定位净浆区域。为实现提示的自动生成，引入了 YOLOv11 模型。

YOLOv11 作为一种高效的目标检测模型，其架构如图 4 所示，由主干网络、颈部网络及检测头构成，能够高效地从图像中快速定位指定目标。使用以 Labelme 标注的 100 张净浆流动扩展图像对 YOLOv11 进行训练，使其能够精确识别视频初始帧中截锥圆模的几何中心，将该中心点坐标作为位置提示传递至 SAM2，从而启动整个 VOS 流程，实现对净浆流动扩展过程的全自动分割与跟踪。

VOS 能够充分利用视频时序信息，在给定单帧提示后，将分割掩膜传播至整个视频序列。这一特性有效解决了试验初始阶段由手部和模具造成的遮挡问题。图 5 为该功能的具体应用：即使仅在视频末帧对完全展开的浆体进行提示，模型也能够向前传播该信息，并分割出初始流动阶段被部分遮挡的浆体轮廓。

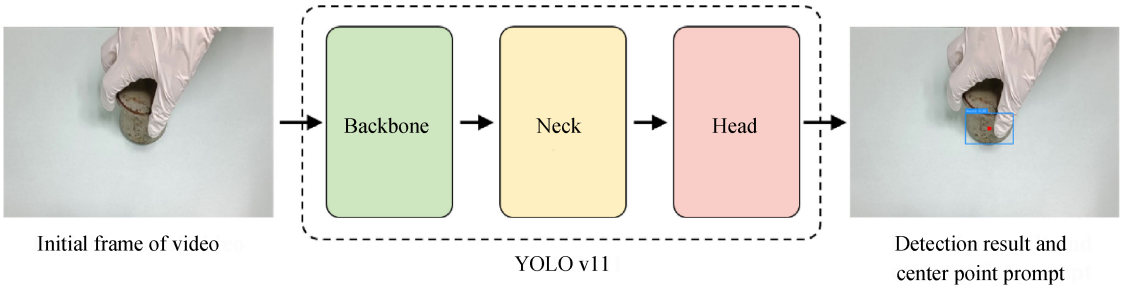


图 4　YOLOv11 的模型架构

Fig. 4　Schematic diagram of the model architecture of YOLOv11

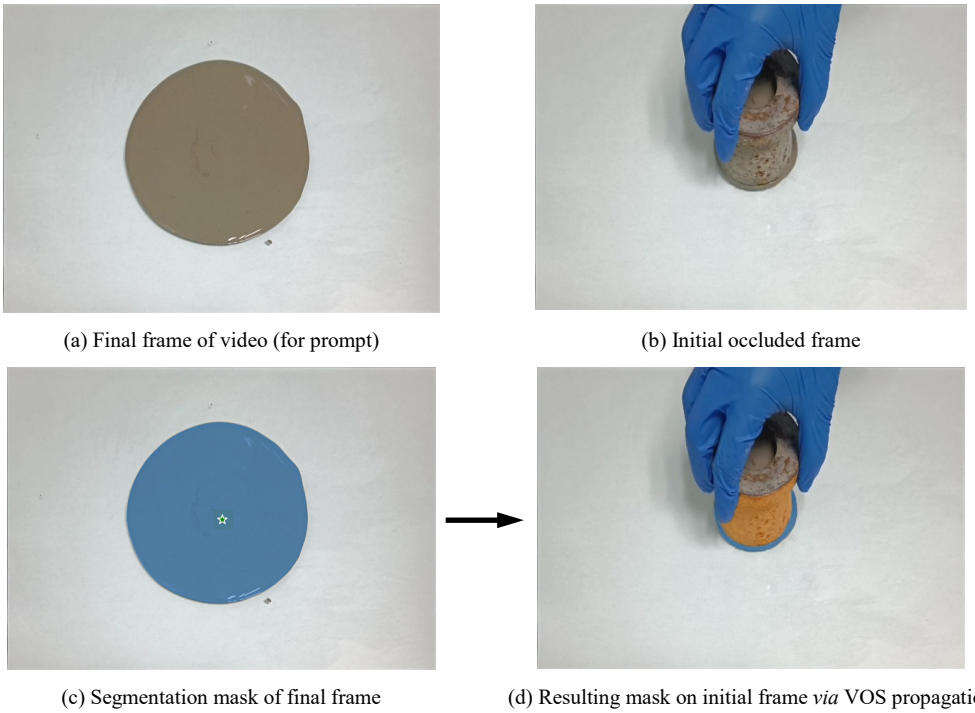


图 5　VOS 功能基于最后 1 帧提示实现对初始遮挡帧的分割

Fig. 5　Segmentation of initial occluded frame *via* VOS function based on a prompt from final frame

1.3.3　光线折射校正　　透视校正可有效消除由拍摄角度引入的几何失真，但在净浆流动度试验的拍摄场景下，光线折射产生的误差常被忽视。在具体拍摄时，光线在穿过玻璃–空气介质界面时发生折射，导致作为参照物的 A3 纸边缘成像位置偏离其实际物理位置，使高精度测量出现显著偏差。为此，建立了基于物理光学原理的折射校正模型，其光路图如图 6 所示。

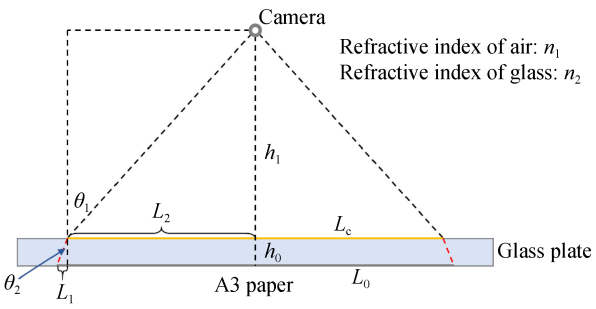


图 6 用于折射校正的光路图

Fig. 6 Optical path diagram for refractive correction

折射校正基于光学的基础原理斯涅耳定律[式(1)]：

$$n_1 \sin\theta_1 = n_2 \sin\theta_2 \tag{1}$$

式中：n_1 和 n_2 分别为空气和玻璃的折射率；θ_1 和 θ_2 分别为入射角和折射角。根据图 6 中的几何关系，可以建立描述光路水平位移的几何方程，见式(2)、式(3)：

$$\frac{L_c}{2} = h_1 \tan\theta_1 \tag{2}$$

$$\frac{L_0}{2} = h_1 \tan\theta_1 + h_0 \tan\theta_2 \tag{3}$$

式中：h_1 为手机镜头到玻璃板上表面的垂直距离；h_0 为玻璃板厚度；L_0 为 A3 纸的真实宽度；L_c 为其在视频帧中的理论表观成像宽度。

通过对式(1)~式(3)进行联立，消去中间变量 θ_1 和 θ_2，即可推导出一个关联可测量参数(h_1、h_0、n_1、n_2)和待求物理量(L_c)的最终方程，见式(4)。

$$\frac{n_1 L_c}{\sqrt{4h_1^2 + L_c^2}} = \frac{n_2 (L_0 - L_c)}{\sqrt{4h_0^2 + (L_0 - L_c)^2}} \tag{4}$$

该方程为高次非线性方程，通过计算机程序求解，即在代入所有已知的试验参数后，计算出唯一满足该方程的理论表观成像宽度 L_c。

最终，将考虑折射效应的理论成像宽度 L_c 与由分割掩膜提取的目标区域像素宽度进行比值计算，获得一个更为精确的校正比例因子。该因子修正了由光学折射引入的偏差，反映单位像素所对应的真实物理尺度，保证尺寸计算结果的准确性。

值得注意的是，本工作在数据处理时将浆体近似为薄饼状，未进行单独的高度修正。对于斜向拍摄带来的浆体高度投影误差，通过提取图像水平方向的直径加以控制。在该方向上，相机视线与测量直径近似正交，浆体高度的投影分量极小，其影响远小于整体测量精度。

1.4 动态表征参数计算

基于校正和分割后的逐帧掩膜序列，通过计算净浆的扩展直径 $D(t)$与瞬时流速 $V(t)$来实现对流动扩展过程的量化分析。考虑到模型分割的有效数据起始于视频图像中浆体出现之后，直接使用原始分割结果会导致逻辑零点附近的数据缺失，为构建一条完整的扩展度–时间曲线，本工作对初始数据进行如下处理：将 t=0 时刻的直径按模具下口尺寸设定为 60 mm；确定模型分割浆体的首个有效帧，即分析起始帧；在这 2 个时间点之间采用线性插值法填充直径数据。该数据构建方法确保了曲线的连续性，避免了因数据突变而导致初始流速计算出现明显偏差。将 t 时刻净浆掩膜的水平最大像素宽度乘以校正比例因子，得到物理直径 $D(t)$(单位：mm)，由此构建初步的 $D(t)$–t 曲线。

在视频拍摄过程中，由于实验平台的微幅振动及水泥净浆表面的局部扰动等因素，部分帧的分割结果可能出现像素级偏移或形态畸变，从而在原始直径数据中引入 2 类噪声：一类是孤立的异常点(Outlier)；另一类是高频随机波动(High-frequency Noise)。这些噪声会掩盖净浆扩展过程的宏观趋势，影响后续分析的准确性。针对这一问题，设计了分阶段平滑策略：首先采用中值滤波处理原始直径序列，抑制由瞬时扰动引起的孤立异常值；随后应用 Savitzky-Golay 滤波器对已去噪的序列进行 2 次平滑，以进一步抑制高频随机波动，最终生成平滑连续的 $D(t)$–t 曲线。

在上述曲线的基础上，以中心差分法计算 $V(t)$。如式(5)，通过计算任一时刻 t 与其前后相邻数据点所构成区间的平均变化率来表征 t 时刻的瞬时流速。

$$V(t) = \frac{D(t+\Delta t) - D(t-\Delta t)}{2\Delta t} \tag{5}$$

式中：$V(t)$为 t 时刻浆体的瞬时流速；$D(t+\Delta t)$与 $D(t-\Delta t)$分别为下一时刻与上一时刻的扩展直径；Δt 为时间间隔。

中心差分结果易受残余噪声影响，对计算得到的 $V(t)$ 序列再次应用 Savitzky-Golay 滤波，生成平滑的 $V(t)$–t 曲线，使其能够准确反映净浆流动扩展的动力学特征。

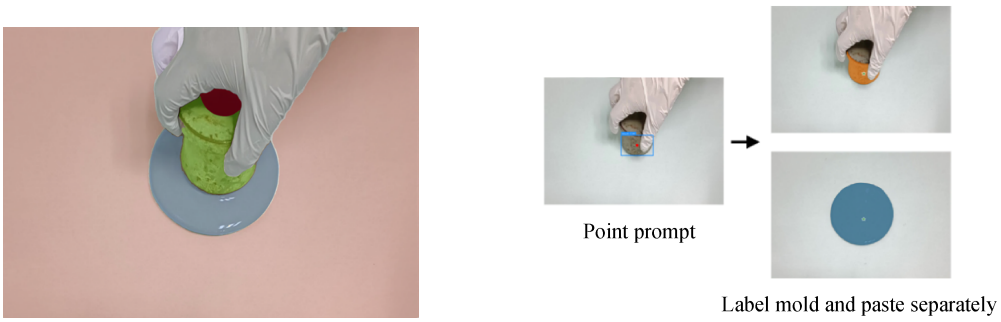
2 结果与讨论

2.1 净浆轮廓的自动化精准分割

实现水泥净浆流动扩展过程自动化分析的关

键，在于从包含遮挡、参照物等目标的图像中，精准分割出净浆轮廓。SAM2 的全图自动分割模式会无差别地识别并分割图像帧内的所有对象。如图 7a 所示，该模式生成的掩膜包含多个与分析无关的掩膜，因此不适用于目标明确的定量研究。

为此，提出了结合目标检测与提示分割的自动化分割方法。首先在微型坍落度试验的视频初始帧中，利用 YOLOv11 输出的模具中心点坐标作为 SAM2 的自动化提示点，完成对模具的分割。随后在试验完成后的最后一帧，复用前序坐标，完成对净浆的分割。由于净浆初始时刻即位于模具中心下方，该中心点同样是有效的净浆提示。在获得模具和净浆在不同关键帧的初始分割掩膜后，利用 SAM2 的 VOS 功能，以模具的初始掩膜启动对目标的时序跟踪，通过时序记忆机制将净浆掩膜在整个图像序列中传播与推理，最终生成主体轮廓清晰且连续的净浆逐帧掩膜图像序列。分割结果表明，在提示分割模式基础上建立的自动化方法能够精确分割指定对象，生成如图 7b 所示的轮廓清晰、无冗余目标的掩膜信息。



(a) Segmentation with AMG mode　　(b) Segmentation with prompt-based mode using YOLOv11

图 7　SAM2 不同模式下的分割结果对比

Fig. 7　Comparison of segmentation results from different SAM2 modes

2.2　双重校正与测量精度验证

透视校正建立了统一的空间测量基准，消除了几何畸变。在此基础上，进一步分析并修正了光线折射引入的误差，表 2 为试验测试值以及校正前后的计算结果。未经折射校正时，计算结果相较于测量值存在明显的正向偏差，最大相对误差可达 4.1%。这种偏差源于光线穿过玻璃–空气界面时发生折射，使位于玻璃板下方的 A3 纸参照物成像表观尺寸小于实际尺寸，进而导致基于表观尺寸计算的像素–物理比例因子偏高。使用该比例因子计算净浆扩展度时，会统一地表现出正向偏差。应用折射校正模型对比例因子进行修正后，计算结果与测量值吻合度提高，相对误差均被控制在 1.6%以内，验证了误差校正方法的准确性。

表 2　折射校正前后最终扩展度的对比

Table 2　Comparison of final spread diameters before and after refractive correction

Video ID	Measured value/mm	Uncorrected value/mm	Error before correction/mm	Correction value/mm	Error after correction/mm
1	115	118.55	3.55	115.74	0.74
2	125	129.73	4.73	126.47	1.47
3	121	125.95	4.95	122.89	1.89
4	134	137.74	3.74	133.38	0.62
5	178	181.23	3.23	177.05	0.95
6	194	197.80	3.80	196.01	2.01
7	186	188.17	2.17	184.70	1.30
8	203	206.45	3.45	204.75	1.75
9	234	236.71	2.71	235.80	1.80
10	241	244.93	3.93	242.83	1.83
11	257	259.15	2.15	255.92	1.08
12	251	255.30	4.30	252.57	1.57

为全面评估方法的可靠性与鲁棒性，对 80 组试验的最终扩展度的计算值和测试值进行了对比分析，净浆扩展度范围覆盖 110 mm 至 270 mm，如图 8 所示。所有数据点紧密分布于 $y=x$ 参考线两侧，显示出极强的线性相关性，线性回归分析拟合得到的决定系数 R^2高达 0.999。进一步统计分析，数据的平均绝对误差(MAE)为 0.87 mm，平均绝对百分比误差(MAPE)仅为 0.49%，表明提出的方法在各种流动性条件下均具有高度的准确性与稳定性，为后续精细化动态过程分析提供了可靠的数据基础。

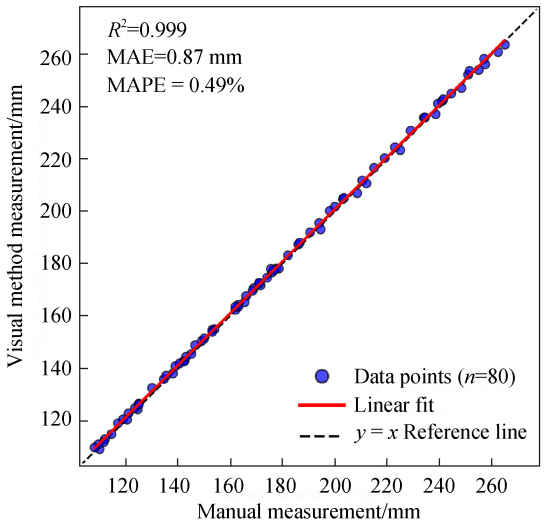


图 8 最终扩展度的计算值与测量值相关性分析

Fig. 8 Correlation between calculated and measured final spread diameters

2.3 流动扩展过程的表征指标和计算方法

在保证尺寸测量精度的前提下，对净浆流动全过程进行动态量化分析。如图 9 所示，基于扩展度–时间($D(t)$–t)与流速–时间($V(t)$–t)曲线，提出了 4 个关键动态表征指标。这些指标在传统静态终值评价方法的基础上进一步扩展，能够反映与净浆塑性黏度、触变性等流变特性相关的过程信息[4, 5]。

1) 最终扩展度(D_{max}，mm)： 净浆停止流动并达到最终稳定状态的直径，由 $D(t)$–t 曲线的稳定平台期数值确定；

2) 峰值流速(V_{max}，mm·s^{-1})： 对应扩展过程中净浆瞬时流速的最大值，由 $V(t)$–t 曲线的峰值点确定，反映净浆初始阶段的最大流动能力；

3) 流动时间(t_{stable}，s)： 定义为 $D(t)$–t 曲线上扩展度首次进入稳定平台阶段所对应的时刻，反映净浆完成流动所需的总时长；

4) 达到峰值流速的时间($t_{V_{max}}$,s)：从净浆开始流动至流速达到 V_{max} 所需的时间，取自 $V(t)$–t 曲线峰值点所对应的横坐标。

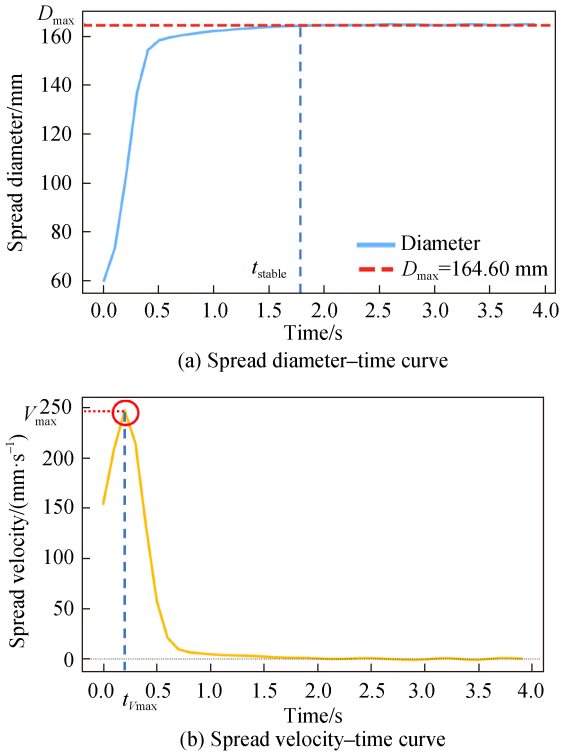


图 9 基于扩展度–时间与流速–时间曲线的关键动态参数定义

Fig. 9 Definition of key dynamic parameters from spread diameter–time and velocity–time curves

2.4 动态指标与流变参数的关联分析

浆体的流变特性决定其流动过程，动态指标的变化可以反映这种内在特性的差异。如表 3 所示，对于扩展度 D_{max} 基本一致的浆体，其屈服应力和塑性黏度也会存在明显的差异，因此，仅使用扩展度 D_{max} 无法准确表征净浆的流变性能。图 10 为 2 组 D_{max} 相近浆体的动态流动过程。图中扩展速率的区别明显，这与表 3 中不同的流变参数和动态过程参数相对应。因此，使用本工作提出的动态表征指标可以更为全面地反映净浆流变性能的差异。

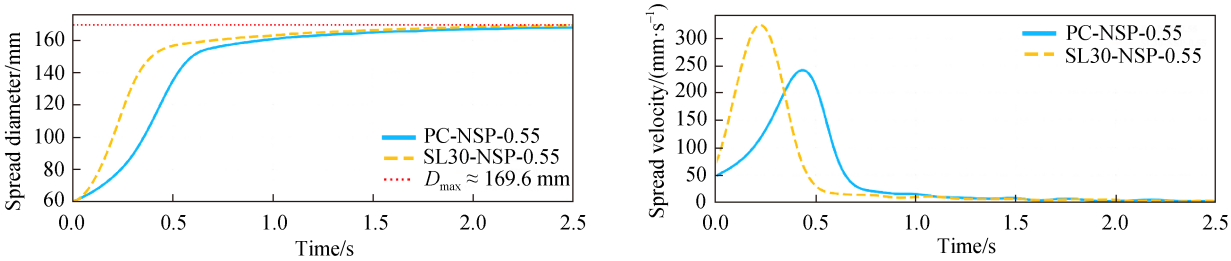
最终扩展度 D_{max} 主要与浆体的屈服应力相关，屈服应力作为抵抗流动的临界应力阈值，决定浆体在自重下的最终扩展范围[3]。如表 3 所示，D_{max} 与屈服应力在整体上呈现负相关性，即屈服应力越低的浆体通常具有越大的扩展度，但浆体的塑性黏度也会对最终扩展度产生影响，使得具有不同屈服应力和塑性黏度组合的浆体可能展现出相似的 D_{max}。

表 3　代表性的净浆的动态表征指标与流变参数

Table 3　Key dynamic and rheological parameters of representative cement pastes

Sample	w/b ratio	FA/%	SL/%	SP/%	D_{max}/mm	V_{max}/(mm·s^{-1})	t_{stable}/s	t_{Vmax}/s	τ_0/Pa	η/(Pa·s)
SL40-NSP-0.50	0.50	0	40	0	140.78	201.32	2.2	0.2	7.52	0.258
SL20-SP0.10-0.45	0.45	0	20	0.10	141.21	183.71	3.0	0.3	6.26	0.255
PC-NSP-0.55	0.55	0	0	0	168.66	241.81	3.0	0.4	7.11	0.132
SL30-NSP-0.55	0.55	0	30	0	169.48	326.18	2.6	0.2	7.80	0.125
SL20-SP0.40-0.45	0.45	0	20	0.40	229.43	494.62	14.3	0.2	1.41	0.090
C20-SP0.40-0.45	0.45	10	10	0.40	232.58	410.60	18.5	0.3	1.25	0.097

Notes: Sample ID is formatted as "Binder-Admixture-w/b". For example, SL40-NSP-0.50 denotes a paste with 40% slag (SL) as binder, no superplasticizer (NSP), and a w/b ratio of 0.50. "C" refers to a 1:1 composite of fly ash and slag.



(a) Comparison of spread diameter–time curves　　(b) Comparison of spread velocity–time curves

图 10　2 组最终扩展度相近水泥净浆的动态流动特性

Fig. 10　Dynamic flow characteristics of two cement pastes with similar final spread diameters

峰值流速 V_{max} 主要与浆体的塑性黏度相关，塑性黏度反映了浆体内部的流动阻力，其值越低，浆体能达到的流动速率越高[14]。分析表 3 与图 10 可见，V_{max} 与塑性黏度呈显著的负相关关系：在 D_{max} 相近的情况下，塑性黏度更低的浆体(如 SL30-NSP-0.55)表现出远高于另 1 组的峰值流速。V_{max} 作为一个动态参数，能够揭示 D_{max} 所无法区分的浆体黏度差异。

t_{stable} 与 t_{Vmax} 这 2 个时间尺度指标是浆体屈服应力和塑性黏度共同作用的综合体现，分别从初始加速和总流动时长等动力学维度提供了补充信息。从表 3 数据可以看出，在屈服应力和塑性黏度均极低的浆体(如 SL20-SP0.40-0.45)中，其流动稳定时间 t_{stable} 显著延长。

3　结论

本工作提出了一种基于 SAM2 和 YOLOv11 的水泥净浆动态流动扩展过程自动化、高精度表征新方法，主要结论如下：

1) 建立了净浆自动分割模型。该模型通过集成 YOLOv11 与 SAM2，有效解决了 SAM2 的提示分割模式对外部提示信息的依赖问题。基于此，能够从视频中自动提取出净浆在扩展过程中的连续轮廓序列，为动态过程的量化分析提供数据基础。

2) 构建了包含透视校正与折射校正的双重误差校正体系。通过透视变换矩阵和折射校正模型，对由拍摄方式和试验装置引入的几何畸变和光学误差进行了量化与修正，测量的最大相对误差从 4.1% 降低至 1.6%以内。

3) 提出了净浆流动扩展过程的动态量化分析方法。基于获取的扩展度–时间、流速–时间等动态曲线，定义 D_{max}、V_{max}、t_{stable} 及 t_{Vmax} 4 个表征流动扩展过程的关键参数，这些参数可用于分析不同净浆体系的流动过程差异。

4) 与传统方法相比，本工作提出的动态表征方法在信息维度与自动化程度上均有所提升。该方法在确保最终扩展度测量精度的同时，通过量化分析流动过程实现更全面的净浆流动行为表征。所构建的双重校正体系与自动化分割模型，保证了测量结果的精度与客观性，为水泥净浆工作性的自动化和智能化测试提供了技术支撑。

本工作的重点在于提出表征方法并验证其准确性，由该方法测得的动态指标能定性反映净浆在屈服应力、塑性黏度等流变特性上的差异。未来研究将在此基础上，进一步探究动态表征指标与流变参数之间的定量关系，实现净浆流变性能的快速预测。

参考文献:

[1] LOMBOY G R, WANG X, WANG K. Rheological behavior and formwork pressure of SCC, SFSCC, and NC mixtures [J]. Cem Concr Compos, 2014, 54: 110–116.

[2] 武斌, 安晓鹏, 史才军, 等. 混凝土流变特性对其稳定性及浇筑后外观质量的影响[J]. 材料导报, 2020, 34(4): 4043–4048.
WU Bin, AN Xiaopeng, SHI Caijun, et al. Mater Rep, 2020, 34(4): 4043–4048.

[3] ROUSSEL N , STEFANI C , LEROY R. From mini-cone test to Abrams cone test: measurement of cement-based materials yield stress using slump tests [J]. Cem Concr Res, 2005, 35(5):817–822.

[4] BOUVET A, GHORBEL E, BENNACER R. The mini-conical slump flow test: Analysis and numerical study [J]. Cem Concr Res, 2010, 40(10): 1517–1523.

[5] TREGGER N, FERRARA L, SHAH S P. Identifying viscosity of cement paste from mini-slump-flow test [J]. ACI Mater J, 2008, 105(6): 558–566.

[6] CHOI M S, LEE J S, RYU K S, et al. Estimation of rheological properties of UHPC using mini slump test [J]. Constr Build Mater, 2016, 106: 632–639.

[7] 伍勇华, 党梓轩, 何娟, 等. 利用高速摄像技术测试水泥浆流变动态变化规律[J]. 泥沙研究, 2020, 45(5): 12, 69–74.
WU Yonghua, DANG Zixuan, HE Juan et al. J Sediment Res, 2020, 45(5): 69–74, 12.

[8] YANG Y, YIN Y, ZHOU J. Enhanced detection and prediction of concrete filling defects with deep learning [J]. Constr Build Mater, 2025, 477: 141180.

[9] 丁仲聪. 基于深度学习的自密实混凝土工作性能实时调整方法研究[D]. 北京: 清华大学, 2018.
DING Zhongcong. Research on real-time adjusting of self-compacting concrete workability based on deep learning[D]. Beijing: Tsinghua University, 2018.

[10] YANG L, AN X, DU S. Estimating workability of concrete with different strength grades based on deep learning [J]. Measurement, 2021, 186: 110073.

[11] GUO P, DU J, BAO Y, et al. Real-time video recognition for assessing plastic viscosity of ultra-high-performance concrete (UHPC) [J]. Measurement, 2022, 191: 110809.

[12] HARTLEY R, ZISSERMAN A. Multiple view geometry in computer vision [M]. 2nd ed. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2003.

[13] RAVI N, GABEUR V, HU Y T, et al. Sam 2: Segment anything in images and videos [EB/OL]. arXiv: 2408.00714, 2024.

[14] MAHMOODZADEH F, CHIDIAC S E. Rheological models for predicting plastic viscosity and yield stress of fresh concrete [J]. Cem Concr Res, 2013, 49: 1–9.

Characterization of Cement Paste Flow Spread Process Based on Computer Vision

YIN Rui[1], *LIU Jianzhong*[1,2], *XIA Weiwei*[1], *SHEN Jian*[1], *LI Hongwen*[2], *ZHOU Xinwen*[2]

(1. School of Materials Science and Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China; 2. State Key Laboratory of Engineering Materials for Major Infrastructure, Sobute New Materials Co., Ltd., Nanjing 211103, Jiangsu, China)

Extended Abstract

Introduction Rheological properties of cement paste are critical factors governing the workability of fresh concrete, significantly affecting construction performance, structural safety, and durability. Although rheometers provide direct measurements of parameters such as yield stress and plastic viscosity, their field application is often restricted by equipment costs and operational complexity. Consequently, the mini-slump flow test remains a prevalent method for evaluating workability due to its simplicity. Theoretical frameworks allow for yield stress calculation based on the final spread diameter. However, conventional analysis relies solely on the static final value, neglecting the dynamic flow process. This limitation results in a failure to capture dynamic information related to plastic viscosity, which dictates the spreading rate and flow duration. Recent computer vision technology has demonstrated a broad potential in construction materials research. Some previous studies attempted to record flow spread using cameras, they often suffered from reliance on manual data processing, insufficient precision, or requirements for expensive high-speed imaging equipment. To address these limitations, this paper was to propose a high-precision characterization method for the flow spread process of cement paste based on computer vision. This study could achieve automated, dynamic, and quantitative analysis of paste flow *via* integrating the You Only Look Once version 11 (YOLOv11) object detection model with the Segment Anything Model 2 (SAM2), and employing a dual geometric correction system, providing a robust data foundation for inverting rheological performance.

Methods P·O 42.5 ordinary Portland cement, fly ash, and slag were utilized to prepare 80 groups of cement pastes with varying water-to-binder ratios (*i.e.*, 0.45, 0.50, and 0.55) and mineral admixture dosages ranging from 0% to 50%. A polycarboxylate superplasticizer was added to regulate fluidity, creating a dataset with diverse rheological properties. The image acquisition setup consisted of a smartphone camera fixed 400 mm vertically above a 10 mm thick tempered glass plate, with an A3 paper sheet placed underneath as a spatial reference, recording videos at 1920 × 1080 resolution. The proposed characterization method followed a sequential pipeline comprising four stages, *i.e.*, perspective correction, automated segmentation, refraction correction, and dynamic parameter calculation. First, to address trapezoidal distortion caused by oblique camera angles, a global homography matrix was calculated *via* detecting the four corners of the A3 reference paper in the final video frame. This matrix was applied to the entire video sequence to restore an orthogonal top-down view. Subsequently, a combined deep learning approach was employed for segmentation, where YOLOv11 detected the mold position in the initial frame to generate a "point prompt" that initializes SAM2. Leveraging its

Video Object Segmentation (VOS) capability and memory mechanism, SAM2 automatically tracks and segments the paste mask throughout the sequence, effectively resolving occlusion issues where the mold or operator hands could block the paste during the initial lifting phase. Following segmentation, a refraction correction model based on Snell's law was applied to eliminate the visual displacement caused by light passing through the glass plate, establishing an accurate physical relationship between pixel width and true scale. Finally, the spread diameter $D(t)$ and instantaneous velocity $V(t)$ curves were extracted to quantify dynamic behavior based on the corrected masks.

Results and discussion The experimental validation confirms the high efficacy of the proposed method in both automated segmentation and measurement accuracy. In terms of segmentation, the prompt-based mode utilizing YOLOv11 and SAM2 proves superior to the automatic mask generation mode. The model effectively propagates mask information from clear final frames back to initial frames *via* leveraging the VOS function, generating continuous and precise contours even when the paste is partially occluded. Regarding measurement precision, the constructed dual correction system significantly mitigates errors. The experimental results indicate thatan optical distortion causes a maximum relative error of 4.1% without a refraction correction. The application of the refractive correction model reduces this error to within 1.6%. A validation study involving 80 groups of pastes shows a linear correlation between the calculated final diameters and manual measurements, with a coefficient of determination (R^2) of 0.999, a Mean Absolute Error (MAE) of 0.87 mm, and a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of merely 0.49%. Based on the accurate extraction of $D(t)$ and $V(t)$ curves, four dynamic parameters were defined, i.e., final spread diameter (D_{max}), peak velocity (V_{max}), flow stabilization time (t_{stable}), and time to reach peak velocity ($t_{V max}$). Crucially, the analysis demonstrates that distinct pastes can exhibit nearly identical final diameters yet possess significantly different peak velocities and flow time. This discrepancy indicates that static measurements alone fail to capture variations in plastic viscosity and flow dynamics. The proposed dynamic indicators effectively capture these distinctions that conventional static tests fail to distinguish, offering a more comprehensive description of flow behavior.

Conclusions This study established an automated segmentation method for cement paste *via* integrating YOLOv11 and SAM2, which could effectively solve the dependency on external prompts and address occlusion problems during the initial flow stage through a memory-based mask tracking mechanism. Furthermore, a dual error correction system incorporating perspective and refraction corrections was constructed to quantitatively rectify geometric and optical distortions, reducing the maximum relative measurement error from 4.1% to less than 1.6% and ensuring high fidelity of physical dimensions. Based on these foundations, a dynamic quantitative analysis method was proposed by defining key parameters such as D_{max}, V_{max}, t_{stable}, and $t_{V max}$ based on the dynamic curves. Compared with conventional methods, this dynamic characterization could offer improved information density and automation, achieving a more comprehensive characterization of cement paste flow behavior through quantitative analysis of the flow process. Ultimately, the method could provide a technical support for the automated and intelligent testing of cement paste workability.

Keywords cement paste; flow spread; dynamic characterization; SAM2 model; computer vision