深度学习在麦穗计数中的应用分析

张天舒

（江苏电子信息职业学院 中国 江苏省 淮安市 223003）

摘　要：麦穗计数是开展小麦群体表型分析和产量估测的一项基础工作。随着深度学习技术的发展，利用田间图像实现麦穗自动计数受到广泛关注，并逐渐成为智慧农业领域的研究方向之一。本文围绕深度学习在麦穗计数中的应用，对现有方法进行梳理，比较不同方法的特点及适用场景，并结合田间应用需求，分析现有方法在实际应用中存在的问题。在此基础上，总结麦穗自动计数技术的发展方向，为麦穗自动计数技术的研究与应用提供参考。

关键词：麦穗计数；深度学习；田间图像；自动计数

基金项目：2022 年度淮安市自然科学研究计划（联合专项）项目（HABL202211）

DOI：10.64549/jtii.v1i5.112

作者简介：张天舒(1995-)，男，硕士研究生，教师，研究方向为深度学习、图像处理。

通讯作者*：张天舒(1995-)，男，硕士研究生，教师，研究方向为深度学习、图像处理。

Application Analysis of Deep Learning in Wheat Spike Counting

Tianshu Zhang

(Jiangsu Vocational College of Electronics and Information, Huai'an, Jiangsu Province, China, 223003)

Abstract： Wheat spike counting is a fundamental task in wheat population phenotyping and yield estimation. With the development of deep learning, the use of field images for automatic wheat spike counting has attracted increasing attention and has gradually become a research focus in the field of smart agriculture. This paper reviews existing methods for wheat spike counting based on deep learning, compares the characteristics and application scenarios of different methods, and analyzes the problems encountered in practical applications in consideration of field requirements. On this basis, the development trends of automatic wheat spike counting techniques are summarized to provide a reference for future research and applications in this field.

Keywords： Wheat spike counting; Deep learning; Field images; Automatic counting

引言

麦穗数量是反映小麦群体生长状况的重要表型指标，与小麦产量分析及农业智能管理工作密切相关。传统麦穗计数主要依靠人工观察和逐穗统计，在调查范围较大或麦穗分布密集的情况下，需要投入较多的人力和时间，计数结果也容易受到调查人员经验及田间条件的影响[1]。因此，利用图像处理技术实现麦穗自动计数，对于提高田间调查效率、减少人工统计工作量具有很高的应用价值。随着深度学习技术在计算机视觉领域的发展，基于田间图像的麦穗自动计数逐渐受到关注。本文围绕深度学习在麦穗计数中的应用，对现有研究涉及的主要方法进行梳理，分析不同方法的基本原理、技术特点及适用场景，并结合田间实际应用需求，总结当前麦穗计数技术面临的主要问题及未来发展方向，以期为相关研究和实际应用提供参考。

一、深度学习在麦穗计数中的主要方法资源分析

随着深度学习技术的发展，麦穗计数逐渐形成了不同的技术路线。如图 1 所示，根据计数原理的不同，现有深度学习麦穗计数方法主要分为基于检测的方法和基于密度图回归的方法[2,3,4,5]。前者通过识别麦穗的位置然后再统计目标数量实现计数，后者通过预测麦穗密度图并对其进行积分获得总数量。不同方法在目标定位、数量估计及密集场景处理等方面具有不同特点，下面分别对这两类方法进行介绍。

（一）基于检测的方法

基于检测的方法是深度学习麦穗计数研究中的一类重要方法，其基本思路是利用目标检测网络识别图像中的麦穗，并根据检测结果统计麦穗数量[2]。此类方法通常通过特征提取网络获取图像特征，再利用检测头预测麦穗的位置及相关信息，最终根据识别出的目标数量得到计数结果。随着目标检测技术的发展，相关方法逐渐应用于田间麦穗识别与计数任务。

在近年来的研究中，基于检测的方法主要包括通过边界框定位麦穗的方式和通过预测目标中心点等位置特征实现目标定位与计数的方式[2,3]。其中，基于边界框的方法通过预测每个麦穗的边界位置，确定目标在图像中的具体区域，并根据检测框的数量获得计数结果。基于中心点的方法则通过预测麦穗的中心位置，将识别出的目标点数量作为最终计数结果。两种方式在目标定位形式和结果表达上存在一定差异，但都能够提供较为直观的目标位置信息，便于对单个麦穗进行识别和统计，也有利于观察模型的检测结果。此外，这类方法可以结合不同的目标检测网络进行改进，通过优化特征提取、目标定位等环节提升麦穗识别效果，为复杂田间环境下的自动计数提供技术支持。

总体而言，基于检测的方法以单个麦穗的定位为基础，通过识别结果实现数量统计，具有定位信息直观、计数结果易于解释等特点。

（二）基于密度图回归的方法

基于密度图回归的方法是深度学习麦穗计数研究中的另一类重要方法，其基本思路是利用深度神经网络预测图像中麦穗的密度分布，并通过对预测密度图进行积分获得麦穗的总数量[4]。与基于检测的方法直接定位单个麦穗不同，该方法主要关注图像中目标的整体分布情况，通过学习图像特征与目标密度之间的映射关系，实现对麦穗数量的估计[5]。在具体实现过程中，通常需要根据麦穗的标注位置生成对应的真实密度图，并将田间图像输入网络进行训练，使模型预测的密度图尽可能接近真实密度分布。训练完成后，模型可以根据输入图像生成预测密度图，通过对密度图中各位置的预测值获得图像中的麦穗总数。

密度图回归方法具有以下特点。首先，该方法通过学习图像特征与目标密度分布之间的关系实现数量估计，因此能够从整体角度利用图像中的目标信息。对于麦穗密集分布、相互遮挡的场景，即使部分麦穗的轮廓难以清晰区分，模型仍有可能利用周围区域的纹理及其他相关特征估计目标数量。其次，该方法直接以数量估计为主要目标，不必依赖每个目标的独立定位结果，能够减少单个目标定位误差对最终计数结果的直接影响。此外，密度图可以反映麦穗在图像中的空间分布情况，便于观察模型对不同区域的响应。通过引入多尺度特征提取和特征融合结构，还可以增强模型对不同大小麦穗的特征表达能力，从而适应田间图像中存在的目标尺度变化。

总体而言，基于密度图回归的方法侧重于麦穗整体分布特征的学习，能够直接估计图像中的目标数量，与基于检测的方法形成了不同的技术路线。

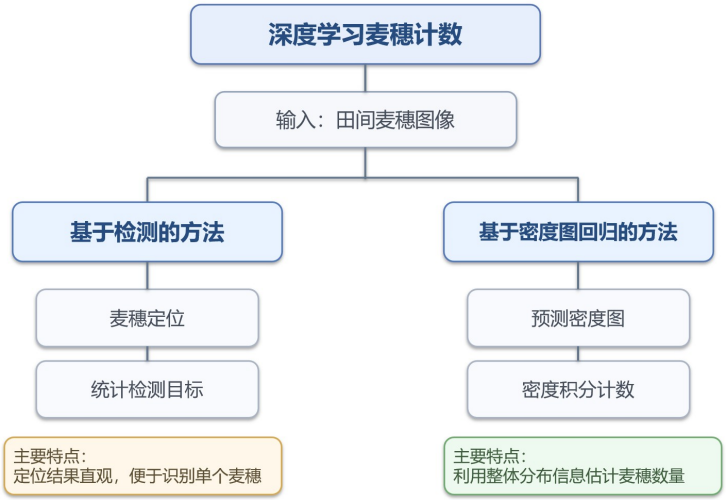


图 1 深度学习麦穗计数方法分类图

二、不同麦穗计数方法的比较分析

基于检测的方法和基于密度图回归的方法在计数原理、目标信息表达及适用场景等方面存在一定差异。基于检测的方法通过识别麦穗的位置并统计目标数量实现计数，主要包括基于边界框和基于中心点的方式[2,3]。前者通过预测目标边界确定麦穗所在区域，后者通过预测麦穗中心位置实现目标定位与数量统计。基于密度图回归的方法则通过学习图像特征与目标密度之间的关系，预测麦穗的整体密度分布，并通过累加密度值获得目标总数[4]。不同方法在标注形式、目标定位和数量估计等方面具有各自的特点。为进一步分析不同方法的特点，本文从计数原理、主要优势、主要局限及适用需求等方面进行比较，结果如表 1 所示。

表 1 不同麦穗计数方法的特点比较

方法类型	计数原理	主要优势	主要局限
基于边界框的检测方法	预测麦穗边界框并统计数量	能够提供目标区域信息，定位结果直观	标注需要确定目标边界，密集遮挡时可能出现漏检或定位偏差
基于中心点的检测方法	预测麦穗中心位置并统计数量	标注形式简单，只需标记目标中心，标注成本相对较低	中心点预测可能存在定位偏差，密集遮挡时容易出现漏定位或重复预测
基于密度图回归的方法	预测麦穗密度图获得总数	能够利用整体分布信息，适用于密集目标计数	难以直接获取单个麦穗的准确位置，密度估计受标注及模型预测质量影响

由表 1 可知，基于边界框的方法能够提供较完整的目标区域信息，便于观察和分析单个麦穗，但需要对目标边界进行标注。基于中心点的方法只需标记麦穗中心位置，标注过程相对简单，有利于降低数据标注的工作量。不过，中心点标注简单并不意味着模型定位难度较低，当麦穗相互遮挡或目标特征不明显时，仍可能出现中心点预测偏差，从而影响计数结果。相比之下，基于密度图回归的方法不需要逐个预测麦穗的边界框或中心点，而是通过估计图像中的整体密度分布获得数量，因此在密集目标计数中具有一定的应用潜力。但该方法主要输出密度图，难以直接提供每个麦穗的独立位置，不完全适用于需要精确定位单个目标的任务。

总体而言，不同方法各有适用范围，不能仅根据方法类型判断其计数性能。实际应用中，如果需要获取单个麦穗的位置或区域信息，可以优先考虑检测类方法，如果主要关注图像中的麦穗总数，密度图回归方法则提供了另一种技术选择。此外，模型的实际表现还会受到数据集、标注质量、网络结构和训练条件等因素的影响。因此，应结合具体应用需求，综合考虑计数精度、标注成本、定位要求和计算开销，选择合适的麦穗计数方法。

三、现存问题与发展趋势

随着深度学习技术不断发展，麦穗自动计数的准确性不断提高，但复杂田间环境下仍存在一些具有明显任务特征的问题。首先，麦穗密集分布、相互重叠等变化会使相邻目标之间的边界变得模糊，尤其在成熟期，多个麦穗常在局部区域高度聚集[6]。对于基于检测的方法，这种情况容易造成漏检、重复预测或位置偏移。对于密度图回归方法，局部响应也可能出现过度聚集或扩散。针对上述问题，现有研究开始利用上下文信息和目标之间的空间关系增强特征表达，使模型不再仅依赖单个麦穗的局部外观进行判断[7]。然而，过多引入邻域信息也可能使相邻目标特征进一步混合，因此，如何在利用上下文信息的同时保持单个麦穗之间的可分性，仍是密集场景计数需要进一步解决的问题。

其次，不同生长期造成的外观变化以及麦穗与背景之间的视觉相似性，会直接影响模型对前景区域的判断[3]。小麦从抽穗、灌浆到成熟阶段，其麦穗颜色和纹理会发生明显变化。在部分生长期，麦穗与叶片具有接近的绿色特征，而成熟期的麦穗虽然颜色发生变化，但干枯叶片、茎秆以及麦芒又可能呈现相似的颜色和纹理。这意味着模型如果过度依赖颜色、边缘或局部纹理特征，容易将叶片、茎秆等背景区域误认为麦穗，也可能由于目标特征变化而遗漏真实麦穗。针对这一问题，现有研究主要通过注意力机制对特征进行重新加权，使网络更加关注与麦穗相关的通道和空间区域，抑制部分无关背景响应[9]。不过，注意力机制本质上仍依赖训练数据中学习到的特征关系，当测试图像中的品种、颜色或背景发生较大变化时，其前景选择能力仍可能下降。因此，仅依靠特征加权难以完全解决前景与背景相似问题，如何学习更加稳定的形态和结构特征仍值得进一步研究。

此外，模型泛化能力仍是限制实际应用的重要因素[10]。不同地区的小麦品种、种植密度、生长阶段和图像采集设备存在明显差异，模型在单一数据集上学习到的特征可能难以直接适用于新的田间环境。针对这一问题，可以通过增加不同品种和不同生长期的数据、采用数据增强和迁移学习等方式提高训练数据的多样性，也可以进一步研究跨数据集训练、域适应和跨场景验证，使模型减少对特定数据分布的依赖。未来评价模型性能时，也应更加关注其在未知场景中的稳定性，而不仅是同一数据集上的测试结果。

最后，模型精度与计算效率之间的平衡仍需要进一步改善。为了提高复杂场景下的特征表达能力，一些方法引入较深的骨干网络和复杂的特征增强结构，虽然能够改善计数性能，但也增加了参数量和计算量，不利于在无人机、移动终端和边缘设备上部署[11]。未来可以采用轻量化骨干网络、深度可分离卷积、模型剪枝、知识蒸馏等方式降低模型复杂度，同时尽量避免无效的模块堆叠，在保持计数精度的基础上提高推理效率。

总体来看，麦穗自动计数的研究重点正在由单一场景下的精度提升，逐步转向复杂田间环境中的稳定性与实际应用能力。未来模型不仅需要提高对高度重叠、密集遮挡以及前景背景相似等情况的处理能力，还应减少对特定品种、地区和采集条件的依赖，提高跨场景应用的可靠性。同时，在保证计数性能的基础上控制模型复杂度和计算开销，也是推动相关技术落地的重要条件。因此，如何在计数精度、模型泛化能力与计算效率之间取得更好的平衡，将成为麦穗自动计数进一步发展的重要方向。

四、总结

麦穗计数是小麦群体表型分析和产量估测中的重要环节。本文围绕深度学习在麦穗计数中的应用，对基于检测的方法和基于密度图回归的方法进行了梳理与比较。总体来看，基于检测的方法能够提供较为直观的目标位置信息，适用于需要定位与计数结合的任务。基于密度图回归的方法更加关注目标整体分布，在密集麦穗计数中具有一定应用潜力。不同方法在标注形式、目标定位和数量估计等方面各有特点，实际应用中应结合具体任务需求进行选择。同时，复杂田间环境、模型泛化能力以及计算开销仍是影响麦穗自动计数实际应用的重要因素。未来研究需要进一步提升模型在不同场景下的稳定性，并兼顾计数精度与计算效率，从而推动麦穗自动计数技术向更加准确、高效和实用的方向发展。

参考文献：

[1] Zhang, G., Wang, Z., Liu, B., Gu, L., Zhen, W. and Yao, W., 2024. A density map-based method for counting wheat ears. *Frontiers in Plant Science*, *15*, pp.1354428.

[2] 滕桂法,闫明月,姚竟发,等.基于改进 YOLOv7 模型的田间麦穗识别与计数[J].中国农机化学报,2025,46(12):2+77-85.

[3] 鲍文霞,苏彪彪,胡根生,等.基于 FE-P2Pnet 的无人机小麦图像麦穗计数方法[J].农业机械学报,2024,55(4):155-164+289.

[4] 孙俊,杨锴锋,罗元秋,等.基于无人机图像的多尺度感知麦穗计数方法[J].农业工程学报,2021,37(23):136-144.

[5] Yang, B., Chen, R., Gao, Z. and Zhi, H., 2024. FIDMT-GhostNet: a lightweight density estimation model for wheat ear counting. *Frontiers in plant science*, *15*, pp.1435042.

[6] 王玲,张旗,冯天赐,等.基于 YOLO v7-ST 模型的小麦籽粒计数方法研究[J].农业机械学报,2023,54(10):188-197+204.

[7] Hong, Q., Liu, W., Zhu, Y., Ren, T., Shi, C., Lu, Z., Yang, Y., Deng, R., Qian, J. and Tan, C., 2024. CTHNet: A network for wheat ear counting with local-global features fusion based on hybrid architecture. *Frontiers in Plant Science*, *15*, pp.1425131.

[8] Qian, Y., Qin, Y., Wei, H., Lu, Y., Huang, Y., Liu, P. and Fan, Y., 2024. MFNet: Multi-scale feature enhancement networks for wheat head detection and counting in complex scene. *Computers and Electronics in Agriculture*, *225*, pp.109342.

[9] David, E., Ogidi, F., Smith, D., Chapman, S., De Solan, B., Guo, W., Baret, F. and Stavness, I., 2023. Global wheat head detection challenges: Winning models and application for head counting. *Plant Phenomics*, *5*, pp.0059.

[10]Guan, S., Lin, Y., Lin, G., Su, P., Huang, S., Meng, X., Liu, P. and Yan, J., 2024. Real-time detection and counting of wheat spikes based on improved YOLOv10. *Agronomy*, *14*(9), pp.1936.