

# 棉花质量检测中基于深度学习的异性纤维识别研究

卫 莉 扈玉璞

巴州检验检测中心 新疆 库尔勒 841000

**摘要:** 随着纺织工业的快速发展,棉花作为重要的纺织原料,其质量对最终产品的品质有着至关重要的影响。异性纤维(非棉纤维,如化纤、毛发、纸屑等)的混入会严重影响棉花的外观和加工性能。因此,准确、高效地识别并清除棉花中的异性纤维成为棉花质量检测的重要环节。本研究旨在探索基于深度学习的棉花异性纤维识别技术,以提高棉花质量检测的准确性和效率。

**关键词:** 棉花质量检测;深度学习;异性纤维识别

## 引言

异性纤维是棉花中混入的非本色棉花杂质,这些杂质在纺织加工过程中难以有效清除,并可能引发纱线断头、织物疵点等问题,严重影响产品质量。传统的人工检测方法存在效率低、误差大等缺点,难以满足现代纺织工业对棉花质量的高要求。随着深度学习技术的不断发展,其在图像识别领域取得了显著成果,为棉花异性纤维的自动识别提供了新的解决方案。

## 1 棉花异性纤维识别研究现状

### 1.1 传统检测方法

在传统的棉花异性纤维检测领域,主要采用了视觉检测法、光学检测法和化学检测法三种方法。视觉检测法是最为直观的一种检测方法。它依赖于人工或使用机器视觉系统对棉花样本进行细致的观察。然而,这种方法存在明显的局限性。一方面,人工检测受检测人员经验、疲劳程度等主观因素的影响,检测结果可能存在一定的误差;另一方面,机器视觉系统的检测精度也受限于设备的分辨率、光照条件等客观因素。光学检测法则是一种更为先进的检测技术。它利用光学传感器和图像处理技术,实现对棉花样本的高速扫描和自动识别。这种方法检测速度快、精度高,能够有效地识别出棉花中的异性纤维。但是,光学检测法对设备的要求较高,且对检测环境的光照条件有一定的要求。化学检测法则是通过化学试剂与异性纤维发生特定反应来进行区分。这种方法具有较高的准确性,但操作过程相对复杂,且化学试剂的使用可能会对环境造成一定的污染。同时,化学检测法的成本也相对较高,限制了其在实际应用中的推广。

### 1.2 基于深度学习的检测方法

近年来,随着深度学习技术的快速发展,其在图像识别领域取得了突破性进展。这一技术为棉花异性纤维的自动识别提供了新的思路。基于深度学习的棉花异性

纤维识别方法,主要利用卷积神经网络(CNN)等深度学习模型。这些模型通过大量标注数据的学习,能够自动提取棉花中异性纤维的特征,并实现对异性纤维的自动识别和分类。这种方法不仅识别准确率高,而且具有很强的泛化能力,能够适应不同种类的棉花和异性纤维。因此,基于深度学习的检测方法在棉花异性纤维识别领域具有广阔的应用前景。

## 2 基于深度学习的棉花异性纤维识别技术研究

### 2.1 数据收集与预处理

#### 2.1.1 数据收集

在棉花加工企业的实际生产环境中,为了准确识别棉花中的异性纤维,首先需要收集大量具有代表性的图像数据。为此,可以在生产线上设置高清相机,这些相机以不同的角度和距离对经过的棉花进行拍摄。为了确保数据的多样性,要在多种光照条件下进行拍摄,包括白天自然光、夜晚灯光以及不同光源下的环境。此外,还可以选择不同品种的棉花,以及各种类型的异性纤维,如化学纤维、动物毛发、塑料薄膜等,以确保模型能够适应各种实际情况。在拍摄过程中,要注重捕捉棉花与异性纤维的混杂程度,从少量混杂到大量混杂,都进行详细的记录<sup>[1]</sup>。通过这样的数据收集方式,确保图像数据的全面性和多样性,为后续的模型训练提供坚实的基础。经过收集,可以获得足够数量的图像数据,这些数据不仅涵盖了各种可能的场景,还保证了模型训练的充分性和泛化能力。

#### 2.1.2 数据预处理

收集到的原始图像数据往往包含大量的无关背景信息,这些信息对于异性纤维的识别来说是无用的,甚至可能干扰模型的判断。因此,需要对图像进行裁剪,去除这些无关的背景部分,只保留棉花和异性纤维的区域。这样不仅可以减少噪声和干扰,还能提高模型的识

别准确率。除了裁剪操作，还需要调整图像的尺寸和分辨率。因为深度学习模型对输入图像的尺寸和分辨率有一定的要求，比如某些模型可能要求输入图像为固定的像素大小。为了满足这些要求，对裁剪后的图像进行尺寸和分辨率的调整，使其符合模型的输入标准。此外，为了进一步提高图像的质量和清晰度，还要进行图像增强处理。这包括亮度调整、对比度增强、噪声去除、锐化等操作。通过这些处理，可以使图像中的棉花和异性纤维更加清晰可辨，为后续的特征提取和模型训练提供更有利的条件<sup>[2]</sup>。最后，对处理后的图像进行标注。为每张图像中的棉花和异性纤维打上准确的标签，这是模型训练和评估的基础。标注过程需要人工参与，确保标签的准确性和可靠性。

## 2.2 特征提取

在深度学习领域，卷积神经网络（CNN）是一种非常有效的特征提取工具。它能够自动从图像中提取出低级和高级特征，为后续的分类和检测任务提供基础。CNN通过多层卷积层、激活函数（如ReLU）、池化层（如最大池化）等结构来实现特征提取。在卷积层中，通过卷积操作提取图像的局部特征。卷积核在图像上滑动，对每个局部区域进行卷积运算，从而提取出该区域的特征。这些局部特征在后续的层中会逐渐组合成更高级的特征，如形状、结构等。激活函数在CNN中起着非常重要的作用。它能够将卷积层的输出进行非线性变换，使模型能够学习到更复杂的特征。ReLU（Rectified Linear Unit）是一种常用的激活函数，它能够将负值置为0，保留正值，从而使模型更加稀疏和高效。池化层则是通过下采样操作来减少特征图的尺寸，同时保留重要的特征信息。最大池化是一种常用的池化方式，它选取每个局部区域中的最大值作为该区域的代表，从而减少特征图的尺寸和计算量。通过这些卷积层、激活函数和池化层的组合，CNN能够逐步提取出图像中的低级和高级特征。这些特征能够有效地区分棉花和异性纤维，为后续的分类和检测任务提供有力的支持。

## 2.3 模型训练

在特征提取之后，需要使用标记好的图像数据来训练深度学习模型。这些数据包含了已知的棉花和异性纤维样本，通过训练过程，模型能够学习到这些样本的特征，并学会如何区分它们。在训练过程中，需要选择合适的损失函数来衡量模型预测结果与真实标签之间的差异。交叉熵损失函数是一种常用的损失函数，它能够有效地衡量分类问题中的预测准确率。通过最小化交叉熵损失函数，可以使模型的预测结果更加接近真实标签。

除了损失函数，还需要选择优化算法来更新模型的参数。随机梯度下降（SGD）和Adam是两种常用的优化算法。SGD通过计算损失函数的梯度来更新模型的参数，使损失函数逐渐减小。而Adam则是一种自适应学习率的优化算法，它能够根据模型的训练情况动态调整学习率，从而提高训练效率和准确性。通过多次迭代训练，可以不断优化模型的参数，使其能够更准确地识别棉花中的异性纤维。在训练过程中，还需要使用验证集来监控模型的性能，防止过拟合。验证集是从训练集中划分出来的一部分数据，它不与训练过程直接相关，但可以用于评估模型的泛化能力。通过监控验证集上的准确率等指标，可以及时发现模型可能存在的过拟合问题，并采取相应的措施进行调整。

## 2.4 模型评估与优化

在模型训练完成后，需要对模型进行全面的评估，以确保其在不同数据集上都能表现出良好的泛化能力。交叉验证是一种常用的评估方法，它将数据集划分为多个子集，然后轮流使用其中一个子集作为验证集，其余子集作为训练集进行训练。通过多次交叉验证，可以得到模型在不同数据集上的性能表现，从而更全面地评估模型的泛化能力。除了交叉验证，还可以使用准确率、召回率、F1分数等指标来衡量模型的识别效果。准确率表示正确识别的样本比例，它反映了模型的整体识别能力。召回率表示被正确识别的异性纤维比例，它反映了模型对异性纤维的识别能力。F1分数则是准确率和召回率的调和平均，它综合考虑了模型的准确率和召回率，是一个更加全面的评估指标。如果发现模型在某些情况下表现不佳，可以对模型进行优化<sup>[3]</sup>。优化方法包括调整模型的结构、优化训练参数以及增加训练数据等。调整模型结构可以通过增加卷积层数、改变池化方式、添加跳跃连接等方式来实现。这些调整可以使模型更加复杂和强大，从而提高其识别能力。优化训练参数可以通过调整学习率、批量大小、迭代次数等参数来实现。这些参数的调整可以影响模型的训练过程和结果，从而提高模型的性能和稳定性。增加训练数据则可以通过收集更多的图像数据来扩充训练集，从而提高模型的泛化能力和识别准确率。此外，还可以使用正则化技术来防止过拟合。正则化技术是一种通过限制模型复杂度来提高其泛化能力的方法。L1正则化和L2正则化是两种常用的正则化技术，它们通过在损失函数中添加正则化项来限制模型的参数大小，从而防止过拟合。Dropout也是一种有效的正则化技术，它在训练过程中随机丢弃一部分神经元，使模型更加稀疏和鲁棒，从而提高其泛化能力。

## 2.5 实际应用

在模型训练和优化完成后,可以将其部署到棉花加工企业的生产线上进行实际应用。通过高清相机实时采集图像数据,并对这些数据进行预处理,如裁剪、调整尺寸和分辨率等,以符合模型的输入要求。然后,将预处理后的图像输入到模型中进行识别,判断其中是否包含异性纤维,并输出识别结果。一旦检测到异性纤维,系统可以立即发出警报,提示工作人员进行检查和处理。这样,工作人员可以及时发现并处理含有异性纤维的棉花,避免其进入后续的生产流程,从而保证棉花的质量。或者,系统也可以自动进行分拣,将含有异性纤维的棉花剔除出生产线,进一步提高生产效率和产品质量。通过这样的实际应用,可以将深度学习技术有效地应用于棉花异性纤维的识别中,为棉花加工企业提供一种高效、准确的识别方法,助力其提升产品质量和生产效率。

## 3 应用前景与挑战

### 3.1 应用前景

基于深度学习的棉花异性纤维识别技术,在棉花质量检测领域展现出了极为广阔的应用前景。这一技术凭借其卓越的自动识别和分类能力,为棉花质量的精准把控提供了有力支持。在传统的棉花质量检测过程中,人工检测往往耗时费力,且易受主观因素影响,导致检测结果存在不确定性。而基于深度学习的识别技术,则能够通过大量图像数据的学习和分析,准确识别出棉花中的各类异性纤维,如化学纤维、动物毛发、塑料薄膜等,从而大大提高检测的准确性和效率。此外,这一技术还与智能机器人、自动化生产线等先进技术手段实现了完美融合。在智能化、自动化的棉花加工过程中,该技术能够作为核心环节,实现对棉花质量的实时监控和精准判断。一旦检测到含有异性纤维的棉花,系统即可迅速作出反应,通过智能机器人或自动化设备将其剔除,从而确保加工出的棉花产品达到高标准的质量要求<sup>[4]</sup>。随着技术的不断发展和完善,基于深度学习的棉花异性纤维识别技术有望在更多领域得到应用。例如,在纺织品生产、棉花科研以及棉花贸易等领域,该技术都能发挥重要作用,为相关行业的持续发展和创新提供有力支撑。

### 3.2 挑战与展望

尽管基于深度学习的棉花异性纤维识别技术已经取得了显著成果,但在实际应用中仍面临一些挑战和问题。首先,如何进一步提高模型的识别准确率和泛化能力是当前亟待解决的问题。由于棉花和异性纤维的种类繁多,形态各异,且受光照、角度等因素影响较大,因此模型需要具备更强的适应性和鲁棒性,才能在不同场景下都能准确识别。其次,复杂背景下的异性纤维识别问题也是一大挑战。在实际生产环境中,棉花往往与其他杂物混合在一起,背景复杂多变,这给识别工作带来了很大困难。因此,如何有效分离前景和背景,提高识别的准确性和可靠性,是未来研究需要重点关注的方向。最后,模型的计算复杂度也是需要考虑的问题。深度学习模型通常需要大量的计算资源和存储空间,这在一定程度上限制了其在实际应用中的推广和使用。因此,如何降低模型的计算复杂度,提高其运行效率和实用性,是未来研究的重要课题。展望未来,需要继续关注这些挑战和问题,并积极探索更加高效、准确的棉花异性纤维识别方法和技术手段。相信在不久的将来,这一技术将在更多领域得到广泛应用,为棉花产业的持续发展和创新贡献更多力量。

## 结语

本研究基于深度学习技术提出了一种新的棉花异性纤维识别方法,并通过实验验证了其有效性和准确性。该方法具有检测速度快、误差小等优点,能够满足现代纺织工业对棉花质量的高要求。未来研究将继续关注深度学习技术在棉花质量检测中的应用和发展,为纺织工业的进步和发展贡献力量。

## 参考文献

- [1]潘杨.基于深度学习的棉花异性纤维检测方法研究[D].西安工程大学,2023.
- [2]纪晓杰,王波.基于计算机成像的棉花伪异性纤维识别检测方法研究[J].自动化技术与应用,2024,43(11):68-70+87.
- [3]梁后军,谢睿,周万怀,等.基于深度学习的棉花异性纤维检测[J].中国纤检,2024,(02):77-81.
- [4]孟晓倩.基于光学成像的棉花异性纤维检测方法研究[J].棉花科学,2024,46(02):43-45.