

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2006990

# 基于级联卷积神经网络的荧光免疫层析 图像峰值点定位方法研究\*

张栋<sup>1</sup>, 杜康<sup>1,2</sup>, 韩文念<sup>2</sup>, 李秀梅<sup>3</sup>, 汪 曩<sup>1</sup>

(1. 天津大学精密仪器与光电子工程学院 天津 300072; 2. 天津博硕科技有限公司  
天津 300192; 3. 天津动物疫病预防控制中心 天津 300400)

**摘要:**针对目前荧光免疫层析定量图像峰值点定位易受多种因素影响,导致物质定量准确度低的问题,提出了一种融合目标检测的级联卷积神经网络(CNN)算法。第一层级联算法首先使用经改进的 AlexNet 算法对荧光免疫层析定量图像中包含质控(C)峰和检测(T)峰的区域进行检测和提取。之后将提取到的图像区域送入第二层级联卷积神经网络中,对C峰和T峰的位置进行快速定位。随后将定位结果输入到第三层级联卷积神经网络中,对上一层输出的C峰和T峰的定位结果进行精准微调。最后输出C峰和T峰的准确定位信息。实验结果表明,提出的级联卷积神经网络算法,对荧光免疫层析图像峰值点的平均定位准确度达到了96%以上,提高了峰值点的定位准确度。

**关键词:** 荧光免疫层析; 目标检测; 峰值点定位; 级联卷积神经网络

**中图分类号:** TP391 TH776 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

## Peak point location of fluorescence immunochromatography image based on the cascaded convolutional neural network

Zhang Dong<sup>1</sup>, Du Kang<sup>1,2</sup>, Han Wennian<sup>2</sup>, Li Xiumei<sup>3</sup>, Wang Yan<sup>1</sup>

(1. School of Precision Instruments and Optoelectronics, Tianjin University, Tianjin 300072, China;  
2. Tianjin Boshuo Technology Co., Ltd., Tianjin 300192, China;  
3. Tianjin Animal Disease Prevention and Control Center, Tianjin 300400, China)

**Abstract:** The peak point location is susceptible to many factors of the fluorescence immunochromatographic quantitative image, which can cause the problem of low substance quantification accuracy. To address this issue, a cascaded convolutional neural network (CNN) algorithm for fusion target detection is proposed. The improved AlexNet is utilized in the first-level cascade algorithm to detect and extract the regions containing the quality control (C) peak and test (T) peak in the fluorescence immunochromatographic quantitative image. The extracted image area is sent to the second-level cascaded convolutional neural network to locate C peak and T peak quickly. Then, the location results are taken as the input of the third-level cascaded convolutional neural network. The fine-tune the location results of the C peak and T peak can be realized from the previous layer. Finally, the accurate location information of the C peak and T peak is achieved. Experimental results show that the proposed cascaded convolutional neural network algorithm can locate the peak points of fluorescence immunochromatography images with the accuracy of more than 96%, and the location accuracy of peak points is enhanced.

**Keywords:** fluorescence immunochromatography; target detection; peak point location; cascaded convolutional neural network

收稿日期: 2020-10-10 Received Date: 2020-10-10

\* 基金项目: 天津市科技计划项目(17ZXYENC00180)资助

## 0 引言

免疫层析技术,目前主要用于血液和体液的临床定量检测<sup>[1]</sup>。荧光免疫层析检测技术主要是基于抗原抗体特异性免疫反应、借助荧光物质作为标记物以及专用扫描式荧光光度仪检测并保存标记物的荧光强度和荧光位置等参数,实现对样品的定量分析<sup>[2-4]</sup>。荧光免疫层析技术具有简单快速、支持现场筛查、灵敏度高、特异性好以及性价比高等优势<sup>[5-7]</sup>。

荧光免疫层析定量检测流程主要包括待测物质试纸条反应和孵育、上机检测、光源激发、光电探测器检测、电信号处理、AD转换处理、滤波算法处理、上位机数据曲线拟合、寻峰处理、浓度计算等步骤<sup>[8]</sup>。现阶段制约荧光免疫层析定量检测技术发展的主要因素在于对峰图的寻峰准确率较低,由于荧光免疫层析定量图像中会出现干扰峰,传统算法易受异常峰干扰,错误识别质控(quality control, C)峰和检测(test, T)峰,进而无法计算待测物质准确的浓度,据统计,在体外诊断领域,此类问题是该技术平台误诊和漏诊的重要原因,但是经过阅读大量检测峰图及受训的专业检测人员可以结合峰图信息和自身经验,判断出峰值点的准确位置信息。

由于上述问题,在实际检测和生产中不能被完全规避,检测过程中会遇到异常峰图。通过对目前的已有的寻峰算法进行调研后发现,目前已有算法对于正常峰图的寻峰准确度较好,但此类算法易受到异常峰形的干扰,导致对异常峰图的寻峰准确度还有待进一步提高。目前的寻峰算法有直接寻峰法<sup>[9]</sup>,该算法计算复杂度低,响应时间短,但缺点在于适合定位孤立峰,且抗噪能力较弱;3次样条差值法的稳定性好<sup>[10]</sup>,易于实现,但同样易受干扰峰影响;一般多项式拟合法<sup>[11]</sup>的实现相对简单,对于异常峰图的寻峰准确度相对较低;而质心探测法<sup>[12]</sup>的计算速度较快,但其准确度需要提高;高斯-多项式拟合法<sup>[13]</sup>的寻峰准确度一般要高于一般多项式拟合,但其抗噪能力相对较弱;最后是高斯拟合法<sup>[14]</sup>,其寻峰准确度较高,但是该算法对于峰图的规范化要求较高。

目前随着计算机算力的不断提高,深度学习得到了更加快速的发展,应用领域越来越广,由于深度学习在目标检测中有着出色的表现以及极高的检测精度,因此许多学者选择使用深度学习算法完成目标定位任务。但是根据文献记载,目前在荧光免疫层析图像峰值点定位中的应用较少。文献[15]提出了ASM(active shape model)算法,通过将关键特征点的坐标依次串联,形成一个关于形状的向量进行表示。文献[16]提出了CPR(cascaded pose regression)算法,该算法通过一系列回归器,对指定的初始预测值进行细化操作,后一个回归器通过前一个

回归器的输出,对图像执行相应的操作。文献[17]提出了使用级联卷积神经网络算法进行定位,该算法使用三层级联的卷积神经网络对人脸图像中5个关键点进行定位。文献[18]提出了TCDNN(task-constrained deep convolutional network)算法,在进行关键点定位时,使用多任务学习机制,借住辅助特征的学习,准确完成定位。文献[19]提出使用Faster R-CNN算法进行关键点定位,对目标区域进行提取,然后进行目标定位。

本文同时借助了文献[17]和文献[19]中的思想,提出了一种融合目标检测的三级级联卷积神经网络算法,用于对荧光免疫层析图像中C峰和T峰的定位。算法中首先使用AlexNet算法对荧光免疫层析图像进行目标区域检测和提取,将含有C峰和T峰的图像区域提取出来,可以有效提高定位的准确率,降低图像的冗余度,提高定位效率;然后将提取到含有C峰和T峰的图像数据输入两层级联卷积神经网络中,对C峰和T峰的位置进行准确定位,同时使用并行卷积神经网络,对预测结果进行加权平均,进一步提高预测准确度;最后的测试结果表明,相较于传统寻峰算法,本文提出的级联卷积神经网络算法峰值点定位准确率更高。

## 1 融合目标检测算法的级联卷积神经网络

荧光免疫层析定量检测技术容易受外界因素干扰,导致异常峰图出现,针对传统算法无法对异常峰图中的C峰和T峰进行准确定位,从而导致荧光免疫层析定量准确度降低,使得目前在体外诊断领域相关的技术应用平台中,使得误诊和漏诊的情况时有发生。

本文针对此背景,提出了一种融合目标检测的级联架构卷积神经网络算法。

### 1.1 荧光免疫层析峰值点定位

如图1所示,本文对荧光免疫层析检测异常峰图出现的原因进行响应的探究和归纳,荧光免疫层析图像中出现的各类异常峰图,其存在的主要原因归于以下3点:

- 1) 试剂加样的时候,操作人员的加样量大。
- 2) 试纸条生产工艺问题。
- 3) 与所检测样本的生物基质有关。

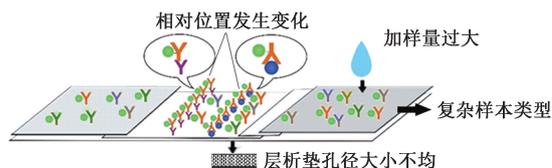


图1 3种主要原因导致异常峰图出现  
Fig. 1 The abnormal peak patterns caused by three main reasons

此外,本文通过对实际检测中出现的异常峰图的类型和特点进行了总结和分类,图 2 所示为荧光免疫层析定量检测得到的异常峰图,峰图中的横坐标代表扫描位

置信息,纵坐标为检测到的荧光强度经过光电转换后的数值,分析发现异常峰图的主要特点在于检测峰并未形成完整的高斯峰峰形或存在多个异常峰。

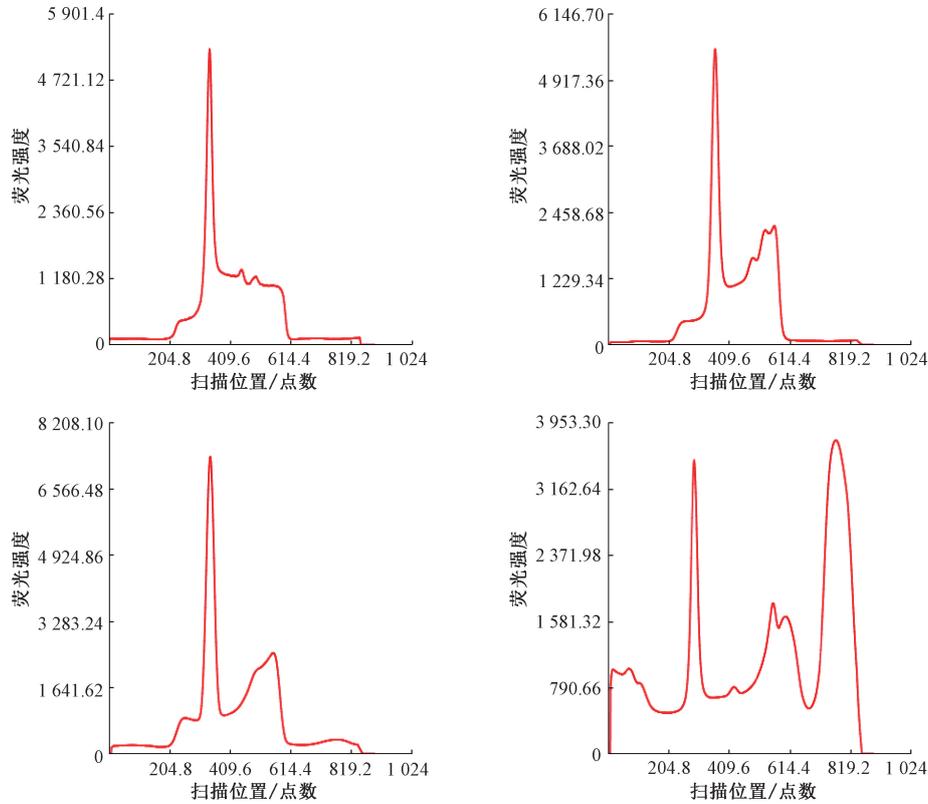


图 2 常见的异常峰图类型

Fig. 2 Common types of abnormal electropherograms

因此,可以借助寻峰算法对峰图进行峰值点定位,但目前已有的几类寻峰算法对于解决异常峰图的寻峰工作,仍旧存在一些问题。而峰图本质上属于一种特殊的图像数据,峰图的寻峰问题可以转化为图像的关键点定位问题。本文基于此背景,将解决方案放在了深度学习中的卷积神经网络算法上面,相较于传统神经网络,卷积神经网络凭借强大的图像特征提取和挖掘能力,使其具备了优秀的图像检测和处理能力,可以出色地完成峰值点的定位工作<sup>[20]</sup>。

1) 荧光免疫层析关键区域检测和提取

首先由于试纸条的生产工艺问题,使得质控线与检测线之间的相对距离会发生 0.2~2 mm 之间的波动,导致免疫层析检测峰图中 C 峰和 T 峰的位置发生变化,因此,如图 3 所示,有必要对包含 C 峰和 T 峰的关键区域进行检测和提取,以排除荧光免疫层析定量过程中图像的前后移动以及冗余的背景信息对定量的影响。

其次,本论文的思想结合了 Ding 等<sup>[19]</sup>和多任务级联卷积神经网络 (multi-task convolutional neural networks,

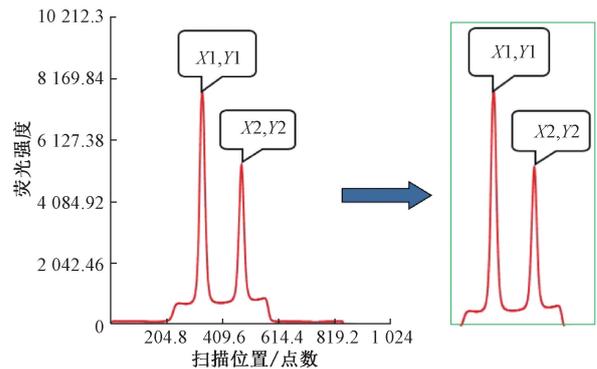


图 3 目标检测提取关键图像区域

Fig. 3 Target detection extracts key image regions

MTCNN) 算法<sup>[21]</sup>的研究思想,认为荧光免疫层析图像关键区域检测与图像的关键点定位检测之间存在潜在联系<sup>[22]</sup>。

所以本论文选择调整后的 AlexNet 算法<sup>[23]</sup>作为荧光免疫层析峰图关键区域检测和提取算法,原因在于本课题所面对的并不是如人脸等复杂的图像数据,而是科学

仪器的检测峰图,此类图像的特点在于图像数据大多由时序性的一维或者二维数据得到,相对人脸等数据,图像内容相对简单,图像数据量较少,不适合采用像 Fast R-CNN、YOLO 等参数量大、层次过深的算法模型,容易造成算法过拟合、内存占用量过大以及效率降低等问题。如图 3 所示,经过多组网络模型测试后,采用了调整后的 AlexNet 算法对包含 C 峰和 T 峰在内的目标区域进行识别和提取。

2) 荧光免疫层析峰值点定位

荧光免疫层析检测技术的主要特点是需要做到现场即时检测,且算法大多部署于便携式仪器的上位机系统中,因此该检测技术对于寻峰算法的定位速度和内存占

用具有一定的要求,实际测算算法的定位时间需要在保持 100 ms 以内,此外该技术目前多用于临床诊断领域,所以对于寻峰准确度有着较高的要求,需要达到 95% 以上。

基于此背景要求,本文借助文献[17]中所提出的级联卷积神经网络的思想,如图 4 所示,通过级联两层不同的算法模型共同对峰值点的位置进行定位。两层算法通过对第 1 层目标检测级联算法提取到的关键图像区域进行回归定位,完成由粗到细的峰值点定位过程。经过对级联架构的模型进行训练和测试后发现,本文级联定位算法模型大小仅为 742,321 KB,且一张峰图的时间平均预测时间为 23 ms。可以满足荧光免疫层析检测技术的要求。

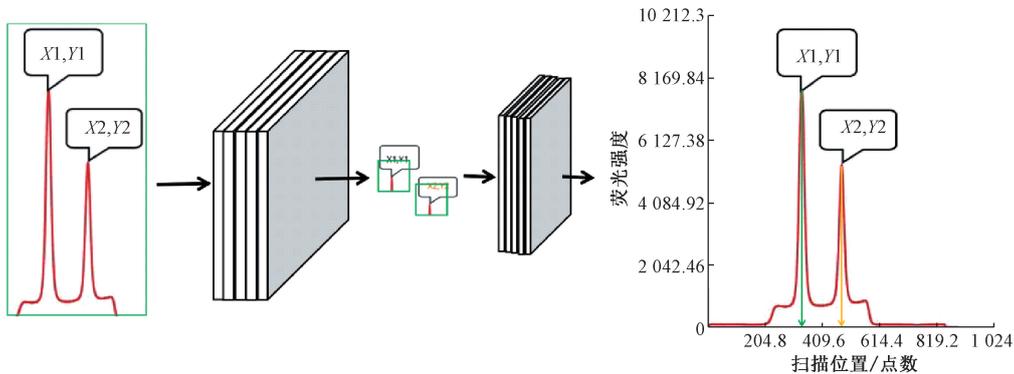


图 4 两级级联架构算法定位

Fig. 4 Algorithm positioning of the two cascaded architecture

1.2 基于三级级联卷积神经网络的峰值点定位

本算法采用三级级联结构对图像峰值点进行定位,如图 5 所示,第 1 层采用改进后的 AlexNet 对图像中峰值

点区域进行检测和提取;第 2 层算法对峰值点进行粗定位;第 3 层算法分别对 C 峰和 T 峰使用两个并联算法进行定位,对结果进行加权平均,完成 C 峰和 T 峰的定位。

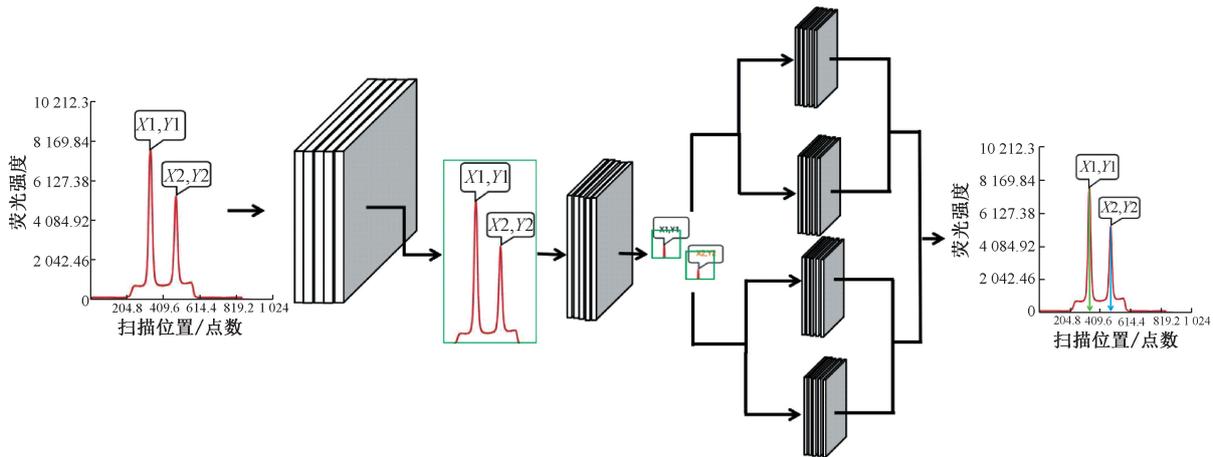


图 5 目标检测与级联卷积神经网络定位流程

Fig. 5 Target detection and location process of the cascaded convolutional neural network

1) 目标检测算法的峰图关键区域提取

第 1 层目标检测算法的选择与设计将会很大程度

上提升算法的性能,本论文中第 1 层算法主要是对荧光免疫层析峰图中的关键区域进行检测,提取出包含

C 峰和 T 峰的目标区域,然后将其进行处理后作为第 2 层级联算法的输入数据。经过目标检测和提取后的峰图,图像数据的冗余度大大下降,可以有效提高定位算法的准确度和精度。本论文的目标检测算法的思想主要借助于 One-Stage 思想和 AlexNet 算法,使用调整后

的 AlexNet 算法直接对荧光免疫层析检测图像数据进行检测,调整后的网络结构如图 6 及表 1 所示,该算法的输入为待检测的整张峰图,经过检测后算法最终输出的是包含有 C 峰和 T 峰的关键区域的左上角与右下角的坐标信息。

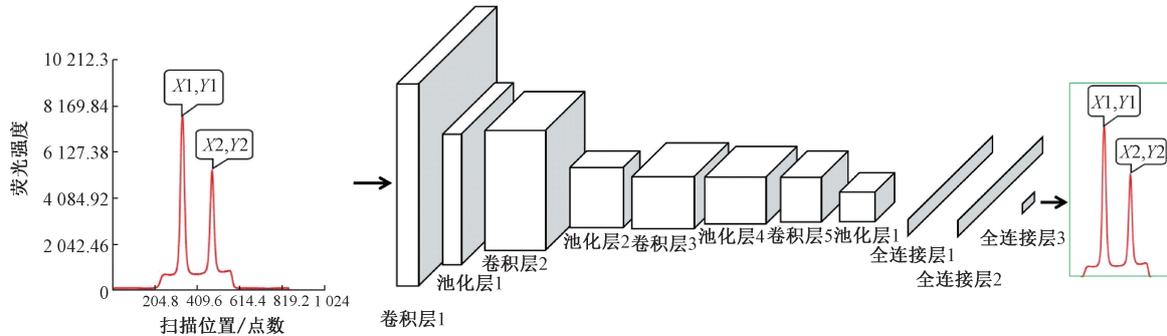


图 6 目标检测算法模型

Fig. 6 The algorithm model of object detection

调整后的 AlexNet 网络参数及输出大小如表 1 所示。

表 1 调整后的 Alexnet 网络参数

Table 1 Parameters of the adjusted Alexnet network

Layers	Parameter	Outputs
Inputs		227×227×1
Conv1+ReLU	11×11×36	217×217×36
MaxPooling1	3×3×36	108×108×36
Conv2+ReLU	5×5×96	104×104×96
MaxPooling2	3×3×96	51×51×96
Conv3+ReLU	3×3×128	49×49×128
Conv4+ReLU	3×3×128	47×47×128
Conv5+ReLU	3×3×96	45×45×96
MaxPooling3	3×3×96	21×21×96
FC1+ReLU	120	120
FC2+ReLU	120	120
FC3	4	4

### 2) 级联卷积神经网络关键点定位

其中,第二级算法的任务是要对图像进行粗定位预测,所以需要一个相对较深的网络,第 2 层算法模型主要是由 10 层组成,包括 4 层卷积层、3 层池化层、两层全连接层。

模型如图 7 所示,输入层输入的图片大小为:39×39, 4 层卷积层大小和层数分别为:(4, 20), (3, 40), (3, 60), (2, 80), 使用 ReLU 作为激活函数,3 层池化层大小都为 2,最后两层为全连接层大小分别为 120 和 4。由于目标输出是两个峰值点位置坐标,所以最后的输出大小定为 4,输出定位坐标。

第 3 层算法的任务,是对第 2 层的结果进行微调,主要的目的是为了提高定位精度,并且结合运行速度等因素的考虑,第 3 层设计了一个相对浅层的网络。主要由 6 层构成:两层卷积层、两层池化层、两层全连接层。

模型如图 8 所示,其中两层卷积层大小和层数分别为:(2, 40)和(3, 40)。第 3 层的输入为特定的区域,第 2 层网络会输出对峰值点的粗定位结果,然后通过依据

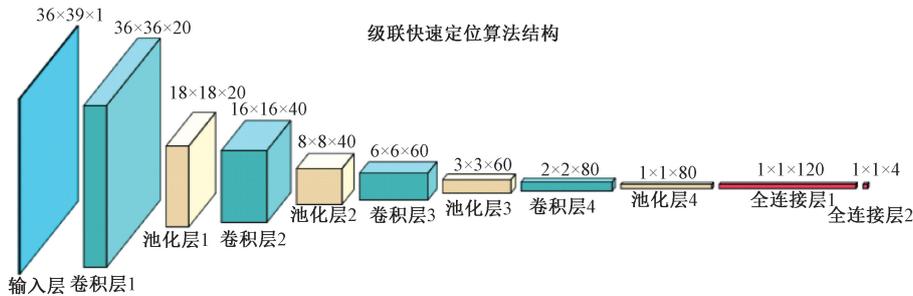


图 7 第 2 层算法网络结构

Fig. 7 Network structure of the second layer algorithm

第2层的输出在原图上相应区域裁剪大小为  $15 \times 15$  的图像,作为第3层输入,对关键点进行回归定位。

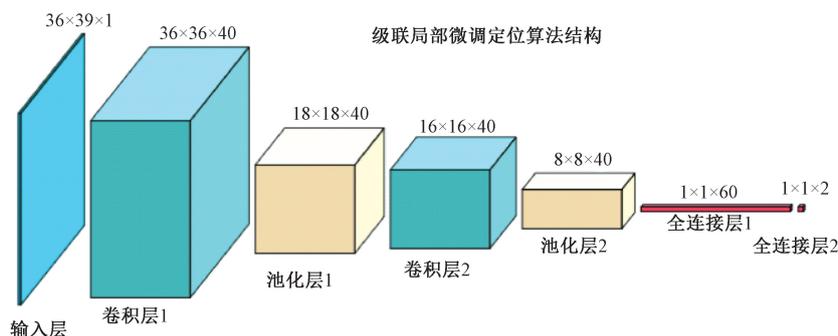


图8 第3层算法网络结构

Fig. 8 Network structure of the third layer algorithm

### 3) 并行卷积神经网络

第3层的图像峰值点定位,对C峰和T峰各采用两个并行网络,多组网络的最终预测出来的峰值点位置可能存在差异,通过对各并行算法的预测结果加权平均后,得到更为精确的峰值点位置。

## 2 实验与结果分析

### 2.1 总体方案流程

总体流程如图9所示,首先采集大量的荧光免疫层析数据,将数据升维为图像数据,对图像进行人工标注和筛选;然后对数据进行灰度化<sup>[24]</sup>、标准化等预处理操作。

将预处理后的图像数据,输入到第1层目标检测网络中,该算法会对图像中含有C峰和T峰的区域进行检测和提取。

提取到的目标图像数据输入到第2层级联算法中进行训练和定位,第2层网络会对输入的图像进行粗定位,最后输出的C峰和T峰位置的粗略定位数据。

然后以第2层算法输出的两个峰值点的坐标为中心,分别以两种不同的比例,对原始图像进行裁剪和压缩操作,最终得到  $15 \times 15$  的图像数据,作为新的数据输入到第3层网络中进行训练,第3层网络会将第2层网络的输出进行精准微调,第3层网络拥有4个算法模型,每个峰值点由两个算法负责预测定位,对预测结果进行加权平均,达到荧光免疫层析图像峰值点准确定位的目的。

### 2.2 实验数据处理

本研究对算法训练使用的数据,首先会对数据进行格式转换,由于原始数据属于荧光强度信号数据,因此将强度信号数据结合扫描位置信息进行峰图格式转换,如图10所示,本文使用C#编写的数据处理软件进行转换,全部处理成峰图数据,然后再由天津博硕科技有限公司专业仪器研发工程师对荧光免疫层析图像进行峰值点数

据手动标注,共有训练集图像1000张,测试集数据2000张。分别对峰图中C峰和T峰的峰值点进行了手工标注,每张图像标注两个关键点坐标。

本研究针对训练样本较少的问题,因此采用数据增强技术对训练集进行扩充,通过对训练集的图像数据进行水平翻转,原始图像中峰值点的像素位置  $(x_0, y_0)$ ,经过翻转变换后,坐标变为  $(x, y)$ ,其中  $w$  为原始图像的宽度,使用了数据增强技术后,训练集扩充到10000张图像。

### 2.3 实验测试结果

#### 1) 实验测试数据

本文中训练和测试所使用的数据,主要来源于北京华科泰生物技术有限公司数据库、山东省枣庄市市立第二医院以及江苏省南京市秦淮区银龙事社区卫生服务中心临床数据集(注:数据集中仅包含临床检测数据的峰图数据,不包含任何临床病人信息),对数据集中的数据进行随机筛选,建立训练集和测试集,送入本文中融合目标检测算法的级联卷积神经网络算法中进行训练和测试。

#### 2) 级联卷积神经网络算法模型训练

对本文中提到的数据集进行随机筛查,共选择出1000个峰图数据,通过对图像数据进行数据增强,最终得到20000组数据,并建立算法训练集,供本文中融合目标检测的级联卷积神经网络算法进行模型训练。训练次数设置为1000次,使用Adam算法作为优化算法,可以自适应学习率,使用MAE作为损失函数,ReLU作为激活函数,图11所示为粗定位网络的训练情况,其中横坐标为算法迭代训练的次数,纵坐标为LOSS值,即为预测值与真实值之前的差值大小,第2层算法在200次迭代时,已经趋于收敛。图12所示为精定位网络训练情况,第3层每组算法的收敛速度进一步提升,由于第3层算法决定输出结果的准确度,根据训练训练结果发现算法的LOSS值已低于0.005。

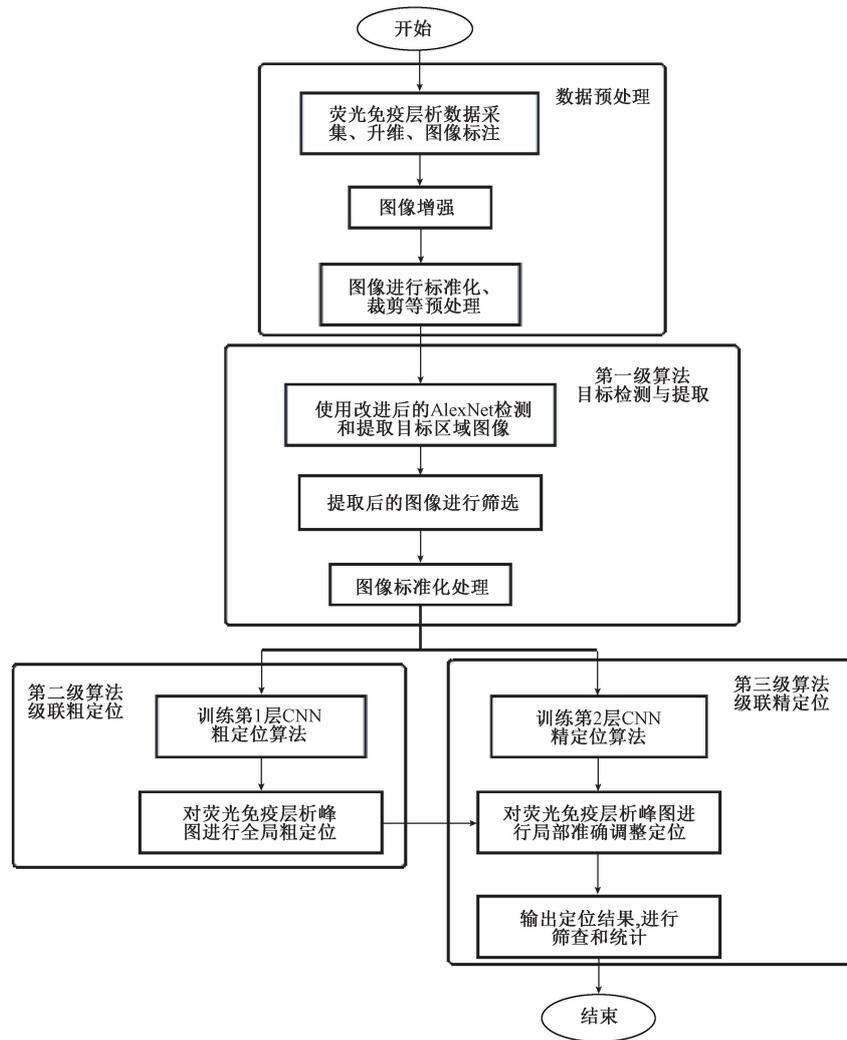


图 9 三级级联仪器峰图定位流程

Fig. 9 Location process of the three-level cascaded instrument peak figure

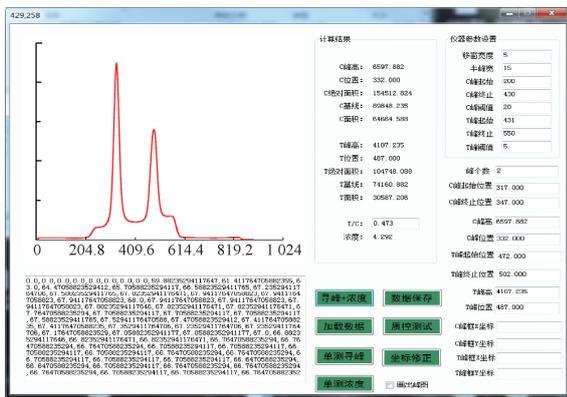


图 10 使用自编 C# 软件进行数据转换  
Fig. 10 Data transformation by using self-compiled C# software

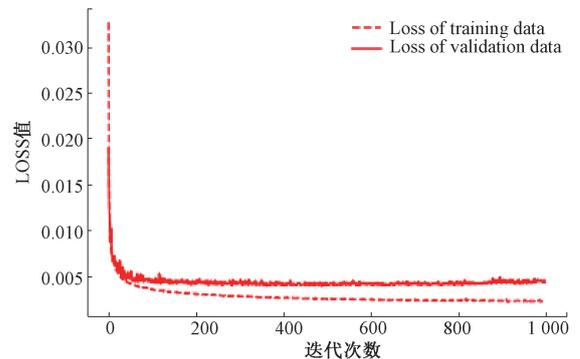


图 11 第 2 层级联粗定位算法训练情况  
Fig. 11 Training situation of the second level cascade approximate positioning algorithm

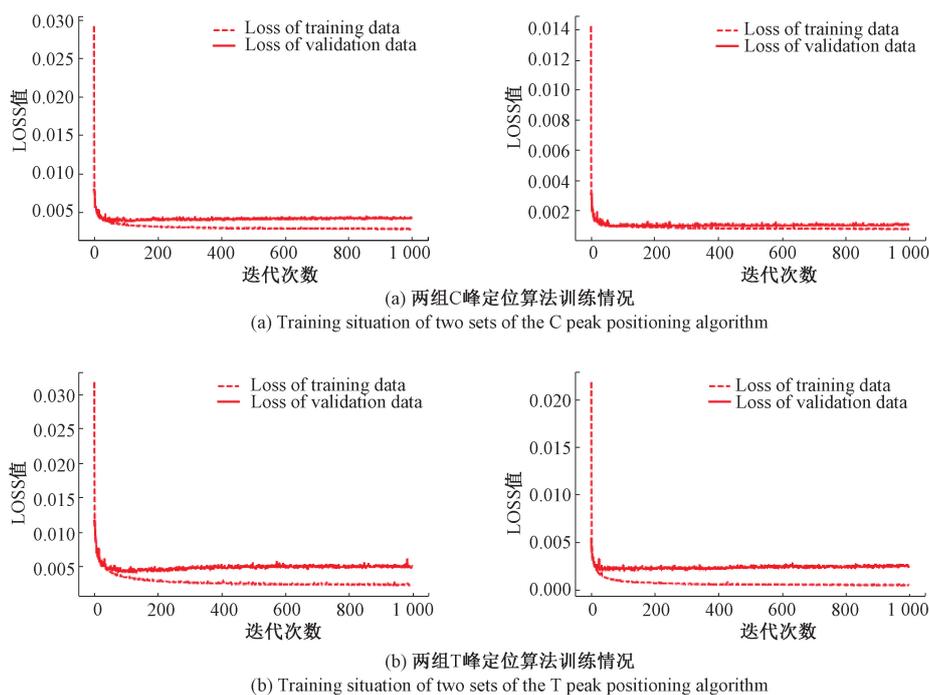


图 12 第 3 层级联精定位算法训练情况

Fig. 12 Training situation of the third level cascade precision positioning algorithm

### 3) 级联卷积神经网络算法模型测试与评估

(1) 运行速度: 每一个小型测试集共有 200 组测试图像, 运行平均时间 4.748 s, 平均预测时间 42 张/s。可以满足现场检测对于检测速度的要求。

(2) 定位准确性: 深度学习领域, 关于关键点回归定位问题, 模型评价方法主要采用的是欧氏距离法与平均绝对误差 (mean absolute error)<sup>[25]</sup>, 即对预测点和真实标注点之间计算欧氏距离值, 以此值大小作为算法评价标准, 值越小, 结果越接近真实值; 相反值越大则算法效果越差。从本算法所解决的实际问题出发, 由于仪器测试所产生的图像数据, 全部归属于一种时序性数据, 因此本算法中模型评价的标准进行了自适应性改变, 只通过计算预测值与真实值的  $X$  坐标差异值的绝对值, 即可完成对算法模型的评价工作。

$$Y = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n |x_i - X_i| \quad (1)$$

式中:  $Y$  表示的是预测图像误差值的绝对值, 以像素值为单位;  $x$  为算法模型所给出的预测值;  $X$  为人力手工标注的实际峰值坐标。

表 2 所示为随机抽取了 5 张峰图对测试结果进行展示。

为验证三层级联卷积神经网络对异常峰图的定位准确性, 设置限制条件为从 2 000 组测试图像中, 随机抽选 800 组图像, 分为 4 组, 正常峰图与异常峰图的比例为 1:1, 使用训练好的三层级联算法, 通过目标区域检测, 由

表 2 随机抽取峰图测试误差值对比

Table 2 Comparison of test error values of randomly selected peak diagrams

C 峰值	传统算法	DCNN	T 峰值	传统算法	DCNN
C1	0.424	0.333	T1	0.519	0.107 0
C2	0.424	0.248	T2	0.521	0.371 0
C3	0.252	0.662	T3	0.212	0.025 0
C4	0.640	0.347	T4	0.582	0.003 6
C5	0.442	0.442	T5	0.383	0.491 0

粗到细进行定位, 并且通过使用天津博硕科技有限公司仪器中内置的传统算法进行对照实验, 表 3 所示为本文算法的准确度达到了 96% 以上, 相较传统算法准确度有了明显提高。

表 3 两种算法峰值点定位准确率对比

Table 3 Comparison of peak point positioning accuracy of two algorithms

数据集	测试准确率/%	
	传统算法	本文级联 DCNN 算法
数据集 1	81.0	96.5
数据集 2	75.5	96.0
数据集 3	68.5	97.0
数据集 4	77.5	97.5

### 2.4 实验结果讨论

实验结果证明,本研究提出的算法对荧光免疫层析图像峰值点定位的准确率更高,超过传统算法 20% 以上,面对异常峰图中峰值点的定位,本文算法依旧可以保持相对较高的定位准确率。如图 13 所示,其中各峰图中横坐标代表扫描位置信息,纵坐标为各采样点处荧光强度经过光电转换后的数值,图 13(a)为原始峰图,图 13(b)

为人工标注图像,图 13(c)是使用传统算法定位结果,发现后两组异常峰图定位错误,图 13(d)是使用本研究算法定位结果,准确度明显提升,定位准确。(注:实线箭头代表 C 峰,虚线箭头代表 T 峰)

本文算法的峰值点定位准确度接近人工判断水平,对目前荧光免疫层析技术定量检测具有极大的实际应用价值和学术研究意义。

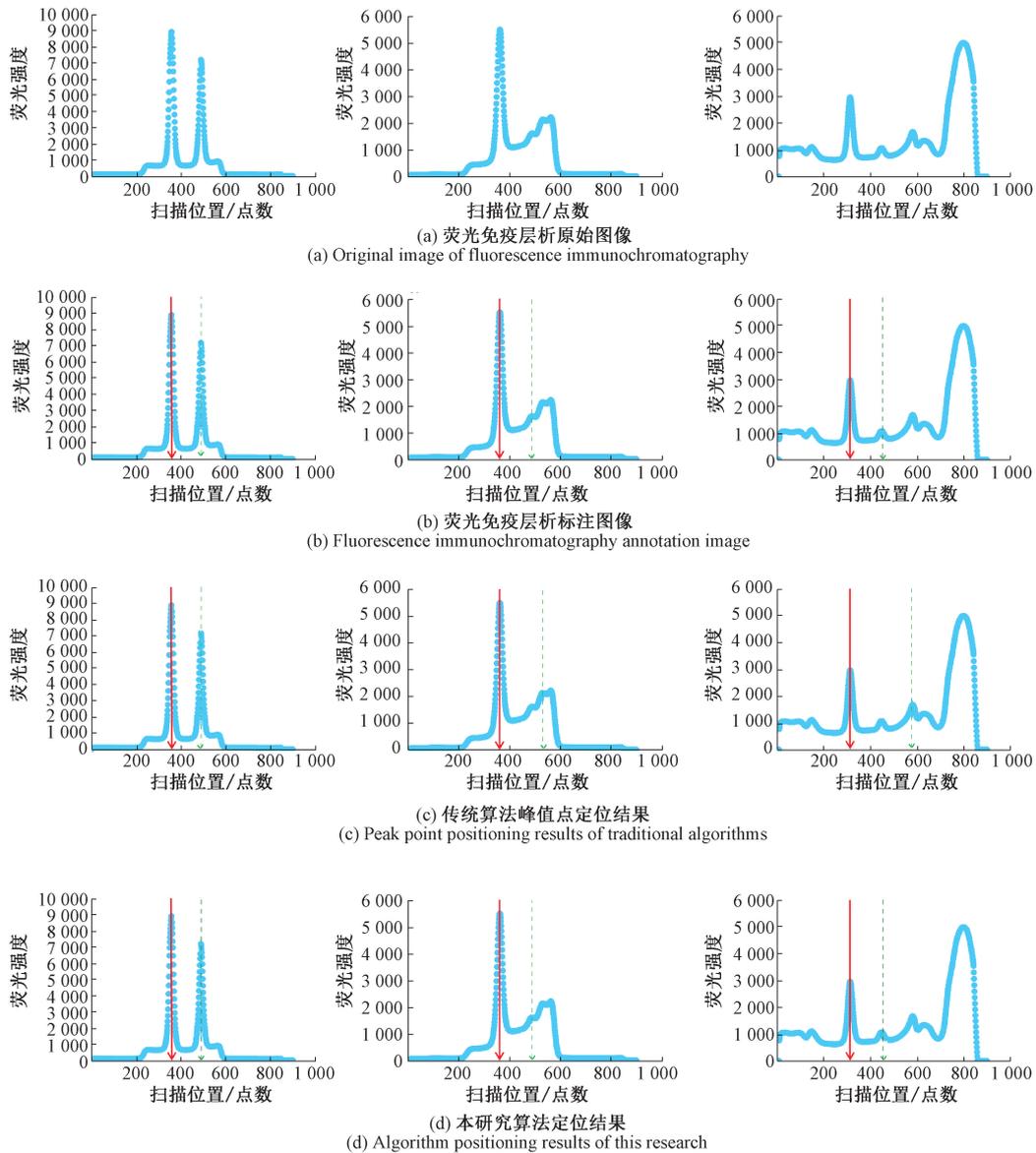


图 13 算法定位结果展示

Fig. 13 Algorithm positioning results display

### 3 结 论

针对目前荧光免疫层析图像可能存在异常峰形干扰的情况,导致传统算法无法准确定位峰值点,进而无法完

成对待测物质的定量检测,本文提出了一种基于目标检测的级联卷积神经网络算法,用于荧光免疫层析图像峰值点准确定位。首先使用调整后的 AlexNet 算法对含有 C 峰和 T 峰的目标区域进行检测和提取;然后使用两层卷积神经网络算法来完成对 C 峰和 T 峰的准确定位,并

使用多个并行卷积神经网络,通过对预测结果进行加权平均输出峰值点定位。实验结果表明,对比传统算法,本文所提出算法定位精度更高,且克服了干扰峰对峰值点定位带来的干扰,本算法的定位准确度接近于人工判断的水平,测试结果证明本算法有望可以应用于实际检测工作中,对荧光免疫层析定量检测技术的发展,具有重大的意义和研究价值。

### 参考文献

- [1] FABIO D N, ANFOSSI L, GIOVANNOLI C, et al. A fluorescent immunochromatographic strip test using quantum dots for fumonisins detection [J]. *Talanta*, 2016, 150: 463-468.
- [2] YOO J, YOUNG M, HAHN J H. Quantitative analysis of a prostate-specific antigen in serum using fluorescence immunochromatography[J]. *Journal of Immunoassay and Immunochemistry*, 2010, 31(4): 259-265.
- [3] PYO D, YOO J. New trends in fluorescence immunochromatography[J]. *Journal of Immunoassay and Immunochemistry*, 2012, 33(2): 203-222.
- [4] SHAO L, ZHANG L Y, LI SH L, et al. Design and quantitative analysis of cancer detection system based on fluorescence immune analysis[J]. *Journal of Healthcare Engineering*, 2019(10):1-9.
- [5] 刘蕾,周蕾,黄丽华,等. 基于一维 CCD 的免疫层析试纸条检测系统[J]. *仪器仪表学报*, 2007, 28(2): 12138-12143.
- LIU L, ZHOU L, HUANG L H, et al. Immunochromatographic test strip detection system based on one-dimensional CCD [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2007, 28(2): 12138-12143.
- [6] 任冰强,黄立华,黄惠杰. 基于免疫层析技术的时间分辨荧光免疫分析仪研究[J]. *仪器仪表学报*, 2009, 30(6): 1330-1335.
- REN B Q, HUANG L H, HUANG H J. Research on time-resolved fluorescence immunoassay based on immunochromatographic technology [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2009, 30(6): 1330-1335.
- [7] 宋克非,张佩杰. 多功能灵敏固相时间分辨荧光免疫层析分析仪设计[J]. *仪器仪表学报*, 2011, 32(11): 2609-2615.
- SONG K F, ZHANG P J. Design of a multifunctional sensitive solid-phase time-resolved fluorescence immunochromatographic analyzer [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2011, 32(11): 2609-2615.
- [8] 刘鑫. 荧光免疫层析仪的设计分析[J]. *生命科学仪器*, 2015(3): 23-26.
- LIU X. Design and analysis of fluorescence immunochromatography instrument [J]. *Life Science Instruments*, 2015(3): 23-26.
- [9] 刘泉,蔡林均,李政颖,等. 高速度高精度光纤布拉格光栅解调的寻峰算法研究[J]. *光电子·激光*, 2012, 23(7): 1233-1239.
- LIU Q, CAI L J, LI ZH Y, et al. Peak-seeking algorithm for high-speed and high-precision fiber Bragg grating demodulation[J]. *Optoelectronics · Laser*, 2012, 23(7): 1233-1239.
- [10] CAI L J, LI ZH Y, TANG ZH H, et al. A novel peak-peak algorithm used in FBG sensor demodulation system for vibration monitoring [J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2012, 160: 135-139.
- [11] 韩屏,周祖德. 高速高精光栅解调器的反馈是相对寻峰算法[J]. *武汉理工大学学报(信息与管理工程版)*, 2011, 33(1): 10-12.
- HAN P, ZHOU Z D. The feedback of high-speed and high-precision grating demodulator is a relative peak finding algorithm [J]. *Journal of Wuhan University of Technology (Information and Management Engineering Edition)*, 2011, 33(1): 10-12.
- [12] 朱浩瀚,秦海琨,张敏,等. 光纤布拉格光栅传感解调中的寻峰算法[J]. *中国激光*, 2008(6): 893-897.
- ZHU H H, QIN H K, ZHANG M, et al. Peak-seeking algorithm in demodulation of fiber Bragg grating sensor[J]. *China Laser*, 2008(6): 893-897.
- [13] 余有龙,王雪薇,王浩. 不同采样方式下光纤布喇格光栅反射谱寻峰算法[J]. *光子学报*, 2012, 41(11): 1274-1278.
- YU Y L, WANG X W, WANG H. Fiber Bragg grating reflection spectrum peak finding algorithm under different sampling methods [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2012, 41(11): 1274-1278.
- [14] 陈勇,王坤,刘焕淋,等. 三点寻峰算法处理光纤布拉格光栅传感信号[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(11): 2751-2756.
- CHEN Y, WANG K, LIU H L, et al. Processing FBG sensing signals with three-point peak-detection algorithm[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2013, 21(11): 2751-2756.
- [15] COOTES T F, TAYLOR C J, COOPER D H. Active shape models-their training and application [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1995, 61(1): 38-59.
- [16] DOLLAR P, WELINDER P, PERONA P. Cascaded pose regression[J]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2010(1): 1078-1085.
- [17] SUN Y, WANG X G, TANG X O. Deep convolutional

- network cascade for facial point detection [J]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013(6):23-28.
- [18] ZHANG ZH P, LUO P, LOY CH CH, et al. Facial landmark detection by deep multi-task learning [J]. Computer Vision-ECCV, 2014, 8694: 94-108.
- [19] DING X T, LI Q D, CHENG Y Q, et al. Local keypoint-based faster R-CNN[J]. Applied Intelligence, 2020(8): 1498-1506.
- [20] 李艺强,叶俊勇,罗晋. 基于级联卷积网络的紧固件异常检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2019,33(5): 171-179.
- LI Y Q, YE J Y, LUO J. Cascade convolutional neural network based abnormal detection of fasteners [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019,33(5):171-179.
- [21] ZHANG K P, ZHANG ZH P, LI ZH F, et al. Joint face detection and alignment using multitask cascaded convolutional networks [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(10): 1499-1503.
- [22] 王昕钰,王倩,程敦诚,等. 基于三级级联架构的接触网定位管开口销缺陷检测[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(10):74-83.
- WANG X Y, WANG Q, CHENG D CH, et al. Detection of split pins defect in catenary positioning tube based on three-level cascade architecture [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019,40(10):74-83.
- [23] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER L, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84-90.
- [24] 林楨哲,王桂棠,陈建强,等. 基于残差网络深度学习

的肺部 CT 图像结节良恶性分类模型[J]. 仪器仪表学报,2020,41(3):248-256.

LIN ZH ZH, WANG G T, CHEN J Q, et al. Classification model of benign and malignant nodules in lung CT images based on deep learning of residual network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(3): 248-256.

- [25] KUO P H, HUANG CH J. A high precision artificial neural networks model for short-term energy load forecasting[J]. Energies,2018, 11(1): 213.

### 作者简介



张栋,2018年于山东省烟台大学获得学士学位,现为天津大学硕士研究生,主要研究方向为深度学习在科学仪器数据分析中的应用。

E-mail: 1280015773@qq.com

**Zhang Dong** received his B. Sc. degree from Yantai University in Shandong Province in 2018. He is currently a master student in the School of Precision Instruments and Optoelectronics at Tianjin University. His main research direction is the application of deep learning in scientific instrument data analysis.



汪彦(通信作者),1982年于南开大学获得学士学位,1993年于天津大学获得硕士学位,现任天津大学教授、博士生导师,主要研究方向是高端分析测试仪器的研发。

E-mail: wangyan@tju.edu.cn

**Wang Yan** (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Nankai University in 1982 and received his M. Sc. degree from Tianjin University in 1993. He is currently a professor and a Ph. D. advisor at Tianjin University. His main research direction is the research and development of high-end analytical testing instruments.