

# 卷积神经网络在印刷品缺陷检测的应用

王胜, 吕林涛, 杨宏才  
(西京学院, 西安 710123)

**摘要:** **目的** 为了改善传统机器检测印刷产品缺陷存在误费率高的不足。**方法** 提出以卷积神经网络为控制核心的印刷品缺陷检测系统。设计可在实际检测中应用的卷积神经网络, 设计在线印刷质量检测系统的硬件结构。**结果** 对结构相同而训练次数、学习率不同的卷积神经网络进行了缺陷检测的性能对比, 验证了该卷积神经网络在学习率小于 0.01 时, 可以获得较好的识别效果; 在学习率大于 0.05 时, 网络不容易收敛。网络训练次数越多, 精度越高, 相应的训练时间也较长。在满足快速性和精确度的条件下, 确定了适应某印刷品的缺陷检测网络训练次数为 50, 学习率为 0.005, 此时的识别率为 90%。**结论** 经过实验证明, 该检测系统具有良好的缺陷识别能力, 缺陷类型的分类准确率较高。该系统具有一定的实用价值。

**关键词:** 印刷品产品质量; 印刷品缺陷检测; 卷积神经网络; 模式识别

**中图分类号:** TP183 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2019)11-0203-09

**DOI:** 10.19554/j.cnki.1001-3563.2019.11.031

## Application of Convolutional Neural Network in Printing Defect Detection

WANG Sheng, LYU Lin-tao, YANG Hong-cai  
(Xijing University, Xi'an 710123, China)

**ABSTRACT:** The paper aims to overcome the shortcoming of high error rate in traditional machine inspection of printing defects. A printing defect detection system based on convolutional neural network was proposed. The convolution neural network which can be used in practical inspection was designed, and the hardware structure of online printing quality detection system was designed. The defect detection performance of convolutional neural network with the same structure but different training times and different learning rate parameters was compared. It was verified that convolutional neural network with learning rate below 0.01 can achieve better recognition effect, while the learning rate network is hard to be converged when the learning rate is above 0.05. The more the number of network training, the higher the accuracy, and the longer the training time correspondingly. Under the premise of meeting the requirements on rapidity and accuracy, the number of network training for defect inspection of a printed matter was determined to be 50 times, and the learning rate was 0.005. In this case, the recognition rate was 90%. Experiments show that the detection system has good defect recognition ability and high classification accuracy of defect types. The system has certain practical value.

**KEY WORDS:** quality of printing products; defect detection of printing products; convolutional neural network; pattern recognition

收稿日期: 2019-01-21

基金项目: 国家自然科学基金 (61273271); 2016 年度陕西省工业科技攻关项目 (2016GY-141); 2017 年度西安市科技产学研项目 (2017087CG/RC050(XJXY001)); 西京学院校级科研基金 (XJ160232)

作者简介: 王胜 (1982—), 男, 硕士, 西京学院讲师, 主要研究方向为电气工程、智能算法、自动控制。

印刷品质量是印制企业重点关注的内容,质量检测贯穿于各印刷工序。对于印品质量的检测,印刷企业主要采用2种形式。

1) 人工检查。该方法劳动强度大,效率低,检测结果容易受各种因素干扰,检测标准和检测质量不稳定。此外,这种方法属于印后检查,机台印刷无法根据废品类型实时调整,印刷品容易出现倾向性质量问题。该检查方法已经逐步淘汰。

2) 机器检查。机器检查又可分为在线检测和离线检测。该检测方法是将采集的图像通过图像处理系统,转变成数字信号并抽取特征值,与标准模板进行参数和预设容许度对比,从而进行质量检测<sup>[1]</sup>。机器检测不仅要找出缺陷产品,还应具有对缺陷产品进行分析的功能,能够对缺陷产品类型进行分类和分析,以帮助机台人员判断倾向性废品,及时对生产方案作出调整。机器检测虽具有质量标准化、检测速度快的优点,但在实际使用中,为了避免废品出厂,往往采取从严控制,存在误费率高的缺点,需要进行二次人工检查,反而造成成本上升和效率降低。

印品质量检测实质上就是一种模式识别,卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)作为深度学习(Deep Learning)的典型算法,在抽象特征提取方面取得了突破。该算法具有平移不变性和一定的旋转、尺度不变性<sup>[2-3]</sup>。能够有效地降低训练参数,在图像分类、物体检测、场景语义等模式识别上表现出一定优势,成为研究的热点<sup>[3]</sup>。文中将以卷积神经网络为核心,建立一种印刷品缺陷检测系统,包括系统的硬件设计和算法实现,最后验证该系统的实用性。

## 1 文献述评

对于印刷产品的质量缺陷检测,学术界已进行了大量研究并取得了很多成果。

文献[4]采用行程长编码(Run-length-encoding, RLE)算法进行线阵印刷图像缺陷的检测,并采用防轮廓误检算法消除印刷品的误检,最后用BP神经网络对检出的缺陷进行分类。文献[5]为了检测印刷品中的微小缺陷,在传统计算机视觉系统的基础上,采用空间域法和频率域法对图像进行增强,从而发现了微

小缺陷。同时利用改进的小波变换算法降低了产品误检。文献[6]提出了灰度投影算法检查图像的质量,该方法虽加速了匹配速度,提高了检测精度,但该方法在实践中鲜见应用。文献[7]为了在不同光照下对彩色印刷品进行检测,提出了CIE  $L^*u^*v$  颜色空间和SURF算法,具有较好的实时性和精确性。文献[8]为了对文本图像进行检测,利用数学形态学提取了文字特征,随后利用Hough变化方法计算了变换后图像的旋转角和缩放因子,最后采用局部相位相关法求取了印刷品与标准品的相对偏移量,实现了文本配准。文献[9]为了识别印刷品的缺陷位置、形状、类型,提出了改进多类支持向量机的方法识别印刷缺陷;该方法在小样本下比一对一型支持向量机和一对多型支持向量机更具有优势。然而,该方法属于浅层学习,对于复杂图案的识别能力尚待观察。文献[10]利用SURF算法提取待检印刷图像的特征向量,随后计算待检图像和标准图像的欧式距离,最后通过小波变换确定了图像缺陷。文献[11]设计了一种烟标的缺陷检测系统,该系统采用Soble算子进行图像边缘处理,能够满足检测的效率和精度;对于复杂和不规则的纹理图案,会出现误检和漏检。文献[12]结合统计过程控制(SPC)与BP神经网络,设计了印刷过程质量智能监控系统。文献[13]提出了图像配准和二次差影的快速预处理算法,该方法在印刷品在线检测中进行应用,虽对于墨点、等缺陷具有较好的识别性能,但对于颜色偏差以及位置缺陷的检测效果没有论述。

分析目前印刷品缺陷检测的文献,学术界提出了多种算法,但是各种文献缺少应用于实践的技术路线,将卷积神经网络应用于印刷品质量缺陷检测的研究也比较少见。针对上述不足,文中提出将卷积神经网络应用到印刷品质量缺陷的识别中,对卷积神经网络进行调整以适应印刷品缺陷检测,利用卷积神经网络提高检测效率,减少误废,并给出检测系统具体的实现过程。

## 2 卷积神经网络

### 2.1 卷积神经网络的结构

文中所用卷积神经网络的基本结构见图1。

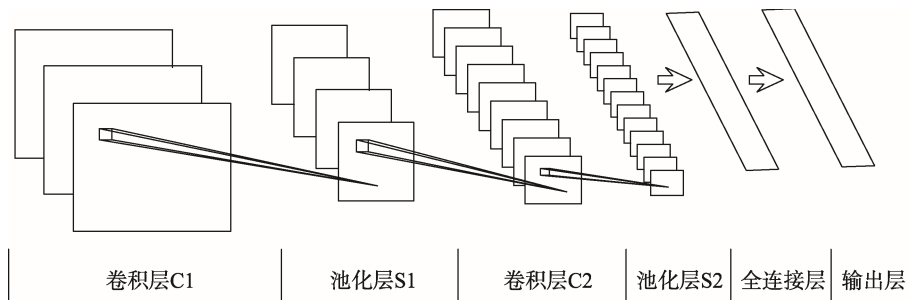


图1 卷积神经网络的基本结构

Fig.1 Basic structure of convolutional neural network

该卷积神经网络包括卷积层 C1、池化层 S1、卷积层 C2、池化层 S2、全连接层以及输出层。

卷积层其实就是输入图像的滤波器,采用局部感知和参数共享的操作减少像素点,提取输入图像的主要特征。卷积核按照数量、设定尺寸(也称为感受野, Receptive Field)、移动步长与输入图像进行运算,卷积层前向操作如式(1)。

$$x_j^l = f(\sum_{i \in M_j} x_i^{l-1} * k_{ij}^l + b_j^l) \quad (1)$$

式中:  $x_i^{l-1}$  为第  $l-1$  层的第  $i$  个特征输入;  $k_{ij}^l$  是第  $l$  层与第  $i$  个输入相连的第  $j$  个卷积核矩阵;  $b_j^l$  是第  $l$  层的第  $j$  个阈值;  $i \in M_j$  为输入的感受野;  $f(\cdot)$  为激活函数,常见的激活函数有 ReLU 函数、Sigmoid 函数与线性函数等。经过卷积层操作的输出,其输出数量等于卷积核数量,且输出像素点减少。

在一些文献中,池化层(Pooling)叫下采样层(Sub-sampled),主要特征是经过池化层操作,虽然输入与输出的数目不发生改变,但网络规模进一步减少,同时池化操作也要最大限度地保留图像特征。池化层需要设定的参数为池化尺寸与池化步长,池化层操作如式(2)。

$$x_j^l = \beta_j^l \text{pooling}(x^{l-1}) + b_j^l \quad (2)$$

式中:  $\beta_j^l$  为池化层权值系数; pooling( $\cdot$ ) 为池化算法,常见的池化算法有平均池化(Mean Pooling)和最大池化(Max Pooling)。

全连接层网络结构与多层感知机(Multi-layer Perceptron, MLP)神经网络相类似,该层的每个神经元与每个输入和输出均相连,全连接层映射如式(3)。

$$x_j^l = f(\sum_{i \in M_j} x_i^{l-1} \times \omega_{ij}^l + b_j^l) \quad (3)$$

式中:  $\omega_{ij}^l$  为第  $l$  全连接层中与第  $i$  个输入连接的第  $j$  个权值系数;  $b_j^l$  为第  $l$  全连接层中第  $j$  个阈值; 分类层为一维数据输入,采用 softmax 函数进行操作,如式(4)。

$$P(y=i) = \frac{\exp(x_i)}{\sum_j \exp(x_j)} \quad (4)$$

式中:  $P(y=i)$  为输出  $y$  属于第  $i$  类的概率,概率

最大值既为类别的输出。

## 2.2 卷积神经网络的训练

卷积神经网络的训练是通过计算实际输出与期望输出之间的误差,随后沿着梯度下降方向修改网络参数,使网络的误差达到允许值。常见的误差性能函数  $E(\cdot)$  采用均方误差,见式(5)。

$$E(\omega, \beta, k, b) = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \|t_n - y_n\|^2 \quad (5)$$

式中:  $N$  为样本总数;  $t_n$  为第  $n$  个样本的期望输出;  $y_n$  为第  $n$  个样本的实际输出。每次训练后,各个参数的调整量见式(6—9)。

$$\omega(t+1) = \omega(t) + \eta \frac{\partial E}{\partial \omega(t)} \quad (6)$$

$$\beta(t+1) = \beta(t) + \eta \frac{\partial E}{\partial \beta(t)} \quad (7)$$

$$k(t+1) = k(t) + \eta \frac{\partial E}{\partial k(t)} \quad (8)$$

$$b(t+1) = b(t) + \eta \frac{\partial E}{\partial b(t)} \quad (9)$$

式中:  $\eta$  为网络训练的学习率,需要根据经验取值。

## 3 卷积神经网络在印刷品质量识别的应用

### 3.1 图像预处理阶段

1) 输入数据。图像预处理将传感器采集的图像以序号的方式进行重命名并保存为 jpg 格式;将保存后的彩色图案投射到 RGB 3 个通道,提取其灰度值,每一个图案的灰度值是 1 组二维值,将该二维数据压缩或填充至适合卷积神经网络设定的  $m \times n$  输入,采用 min-max 法进行标准化,见式(10)。

$$x^* = \frac{x - \min}{\max - \min} \quad (10)$$

由于图像数据分布于 [0,255] 区间内,因此标准化后的灰度矩阵为  $x/255$ 。

2) 定义输出数据。将所有印刷品进行人工判断并分类,图像识别结果是卷积神经网络的输出,印刷品标准品以及常见的几种缺陷类型见图 2。图 2a 为



图 2 印刷品及其常见缺陷  
Fig.2 Printing and common defects

标准品,图2b为墨点缺陷,图2c为质量炸弹(人为制造的质量缺陷,以检验人工检查或机器检查的工作状态)。

文中将印刷缺陷分为墨点、质量炸弹、浅花、漏印、墨糊、跑版、纸张皱褶等7种类型,将这些缺陷与印刷全好品编码生成一个1×8的行矩阵,该矩阵为0/1矩阵,该矩阵定义见表1。

表1 印刷品缺陷定义编码  
Tab.1 Definition coding of printing defects

| 墨点  | 质量炸弹 | 浅花  | 漏印  | 墨糊  | 跑版  | 纸张皱褶 | 全好品 |
|-----|------|-----|-----|-----|-----|------|-----|
| 0/1 | 0/1  | 0/1 | 0/1 | 0/1 | 0/1 | 0/1  | 0/1 |

缺陷属于哪一类型,就将代表缺陷的列置位位置输出设为1,否则为0。例如某个10000000编码矩阵,表示该印刷品为一个墨点缺陷。将每个图像的缺陷矩阵合并成 $n \times 8$ 的卷积神经网络输出矩阵,其中的 $n$ 为图像数,将输出矩阵以.mat的格式保存到计算机定义路径下的数据文件内。文中共采集了350张印刷图案,故生成350×8的输出矩阵。

### 3.2 卷积神经网络的设计

以2.1节的卷积神经网络为基本结构,进行参数设置。卷积层C1初始化有6个卷积核,卷积核大小(感受野 Receptive Field)为5×5,卷积步长设置为1,由此输出特征图为30×30。激活函数采用Sigmoid函数。权值采用Xavier初始化,其初始化采用均匀分布定义,定义在式(11)所示的区间。

$$k_{ij}^l \sim U\left[-\frac{\sqrt{6}}{\sqrt{n_{l-1}+n_l}}, \frac{\sqrt{6}}{\sqrt{n_{l-1}+n_l}}\right] \quad (11)$$

式中: $U[\cdot]$ 表示均匀分布; $n_{l-1}$ 和 $n_l$ 为网络第 $l-1$ 层和第 $l$ 层的神经元数量。经过理论证明,该初始化方法可以保证神经元的输入输出方差一致。阈值 $b_j^l$ 初始化为0。

池化层S1采用均值池化,池化层尺寸为2×2,池化步长为1。输出特征图为29×29。

卷积层C2初始化有6个卷积核;卷积核大小(感受野 Receptive Field)为12×12;卷积步长设置为1。由此输出特征图为18×18;激活函数采用Sigmoid函数;权值采用Xavier初始化。

池化层S2采用均值池化,池化层尺寸为2×2,池化步长为1。输出特征图为17×17,将特征图转化为一维向量。

全连接层网络的神经元数为100,学习率设置为0.001,0.003,0.005,0.01,0.05,0.1,测试不同学习率对网络性能的影响。

输出层分为8种。

设定网络的训练次数分别为10,30,50,70,100。每一个样本训练完成后,就调整一次网络权值和阈值,观察网络的分类正确率。

卷积神经网络数据设定完成后,到指定路径加载计算机定义的.mat格式输入输出数据文件,完成卷积神经网络的数据准备工作。随后利用输入输出数据对卷积神经网络进行训练和测试。

### 3.3 系统硬件设计

1)检测系统的照明。图像检测应该保证充足亮度,使产品处于稳定、均匀的照明下,从而避免光线变化对图案检测带来的干扰。LED光源可以满足上述条件<sup>[14]</sup>,其具有波长分布均匀、照射幅面大、防止反光和眩光等特点<sup>[15]</sup>,因此,该系统采用LED光源。

2)检测系统的输入。传感器与按钮组成了图像检测系统的输入。在线检测中,线扫描比面扫描具有更高的精确度<sup>[14,16]</sup>。由于该系统是在线检测,因此图像采集使用DALSA公司的线扫描电荷耦合器件(Charge Coupled Device, CCD)传感器。其中彩色摄像机用来检查颜色偏差、墨点、缺印等缺陷,黑白摄像机用来检查跑版等位置缺陷。

系统在工作前,需要确保相机在工作区域内,因此采用直流24V电感式三线PNP型接近开关检查相机是否到位。

检测系统中的相机要求能够移动,以便于操作人员更换相机以及完成其他的保养工作。可通过按钮发布相机的移动命令,实现对相机的精确定位。

3)检测系统的输出。指示灯、电磁阀组成了图像检测系统的输出。直流24V指示灯用来显示系统的状态,采用三位五通中封式电磁阀用来执行相机的解锁和固定。

4)检测系统硬件架构。

检测系统的硬件架构见图3。

采用高速工业计算机采集印刷品的图像并处理数据。PLC为西门子产品,电源模块为PS307,CPU模块为CPU342-5,PLC的输入输出模块选择8点输入8点输出的SM323模块。此外,检测系统与PLC主机需要实现信息交互。检测系统通过硬件点对点的方式读取PLC输出的如下信号:PLC准备完毕、印刷品进入系统。PLC输入模块通过硬件点对点的方式向检测系统读取信号:检测系统准备完毕、印刷品为全好品、印刷品为缺陷品。

检测系统带有RS-232接口,通过PLC的CP340模块读取PLC的如下信息:记录的全好品以及缺陷产品的数量,统计数量的清零信号。

检测系统中的现场总线通过图尔克输入输出模块与现场设备连接,总线终端安装终端电阻。现场总线输入模块信息如下:按钮执行彩色相机进入/退出、按钮执行黑白相机进入/退出、急停按钮;输出模块

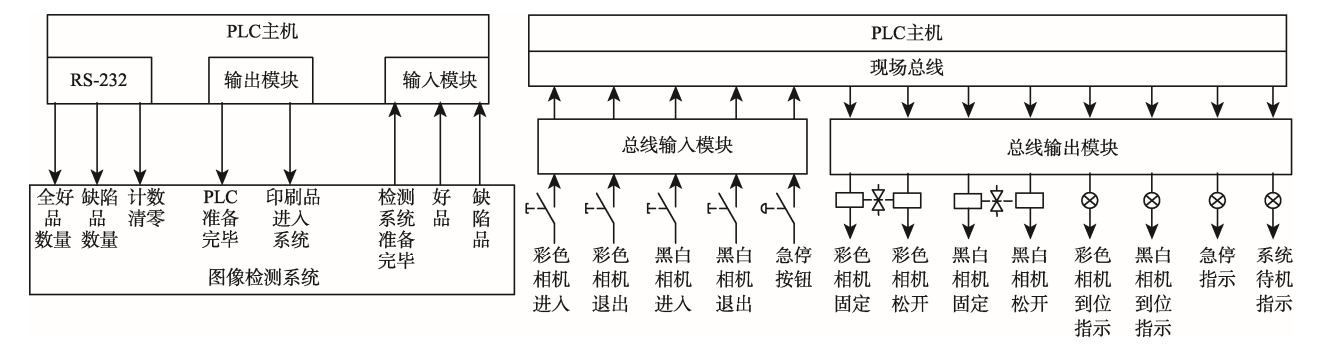


图 3  检测系统的硬件架构  
Fig.3 Hardware structure of detection system

信息如下：电磁阀执行彩色相机松开/固定、电磁阀执行黑白相机松开/固定、彩色相机进入到位指示灯、黑白相机进入到位指示灯，急停指示灯，系统待机指示灯。

5) 检测系统的检测流程。该检测系统接通电源，检测系统和 PLC 主机互相发送“准备完毕”信号，系统待机指示灯亮。通过按钮发布指令，使 CCD 彩色和黑白相机移动到检测位置，相机到位后通过磁阀固定，相机的到位指示灯亮，完成检测准备工作。

待检测产品进入相机检测区域进行拍照，将采集到的产品图像输入工业计算机，以 jpg 格式保存并产生尺寸为 1024×768×3 的矩阵，依据式（10）对该图像矩阵进行规范化。以.mat 格式将处理后的二维数据矩阵保存到计算机定义路径下的数据文件内，数据准备完毕。接着进行网络训练，抽取一定数量的数据样本作为训练样本输入检测软件，检测软件按照文中设计的卷积神经网络进行训练。为了减少网络的训练负担，将 1024×768 矩阵进一步分解为 30 块区域，每块大小 34×34，即数据为 34×34×30，卷积神经网络对每

个样本训练 30 次，每次只训练部分区域，最后将训练结果进行综合，得出最后结论。训练完成后，用训练好的网络对印刷品缺陷进行识别，识别结果显示在工业计算机显示器上。同时，检测系统将印刷好坏品结论发送给 PLC 主机，由 PLC 主机记录好坏品数量并对缺陷产品进行标记。当系统遇到紧急情况时，可以通过急停按钮停止系统工作。

4  实验验证

文中抽取了 350 个数据样本，所有数据样本首先进行人工检测，确定印刷品类型。选择 150 个作为训练样本，训练样本要求包括该印刷品的全部缺陷类型。其余的 200 个数据作为测试样本，卷积神经网络输出结果与人工检测结果一致，就认为网络识别正确，否则认为识别错误。将卷积神经网络在不同学习率和学习次数下的训练时间、正确率进行对比，由此确定针对印刷缺陷检测的卷积神经网络最佳参数，实验结果见表 2—3。

表 2  同一学习率下的卷积神经网络性能  
Tab.2 Performance of convolutional neural networks with the same learning rate

| 学习率( $\eta$ ) | 训练次数 | 训练时间/s   | 正确率/% |
|---------------|------|----------|-------|
| 0.005         | 1    | 45.061   | 39.5  |
|               | 10   | 332.32   | 74.5  |
|               | 30   | 1174.171 | 82.5  |
|               | 50   | 1606.655 | 90    |
|               | 70   | 3424.213 | 93.5  |
|               | 100  | 4001.974 | 95    |

表 3  同一训练次数下的卷积神经网络性能  
Tab.3 Performance of convolutional neural networks with the same number of training

| 训练次数 | 学习率   | 训练时间/s   | 正确率/% |
|------|-------|----------|-------|
| 50   | 0.001 | 2023.132 | 75.5  |
|      | 0.003 | 1909.106 | 61.5  |
|      | 0.005 | 1606.655 | 90    |
|      | 0.01  | 1923.775 | 82.5  |
|      | 0.05  | 2917.88  | —     |
|      | 0.1   | 1725.755 | —     |

由表 2 可知,训练次数越多,数据分类的准确度越可靠,相应的训练时间也越长。综上所述,网络在实际使用时,必须在准确度和效率之间寻找平衡点。

由表 3 可知,相同训练次数下,当学习率小于 0.01 时,不同的学习率,对于网络的训练时间影响不大。然而,网络识别正确率波动较大,这主要是由初始的权值和阈值不同造成的。当学习率大于 0.05 时,网络不收敛,此时无法对模式进行识别。根据表 3,文中系统最终将学习率固定为 0.005。

卷积神经网络输入图像与各层典型输出图像见图 4—7。图 4 中依次为标准品、墨点缺陷和质量炸弹的卷积神经网络输入图像,图 5—7 为图像通过各

个卷积层和池化层后输出的图像,其中各图第 1 行为标准品,第 2 行为墨点缺陷,第 3 行为质量炸弹。从图 4 可以看出,图像的主要信息没丢失,网络识别效果较好。卷积神经网络在 0.005 的学习率下,经过 50 次训练后,识别 200 张测试图片并显示结果共用时 21.307 s,识别正确率为 90%,基本满足识别要求。50 次之后的训练,虽然能够增加识别正确率,可也消耗了大量时间。由表 2 可知,当训练次数为 70 和 100 时,虽然相对于 50 次训练时的正确率分别提高了 3.5%和 5%,但时间消耗分别增加了 1817.558 s 和 2395.319 s。综合考虑系统效率与正确率,系统最终将网络训练次数设定为 50。

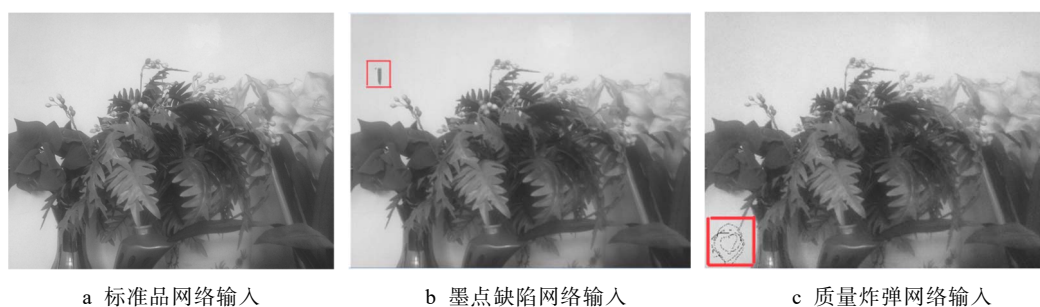
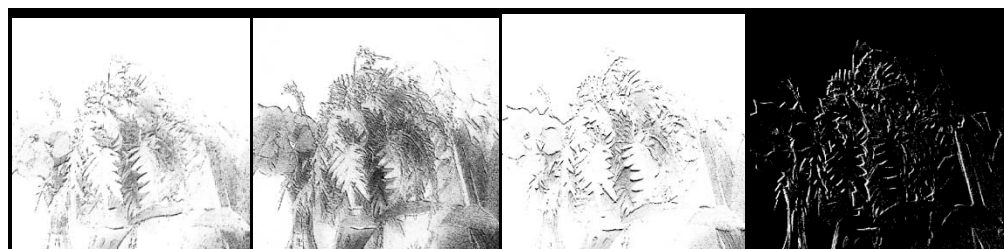


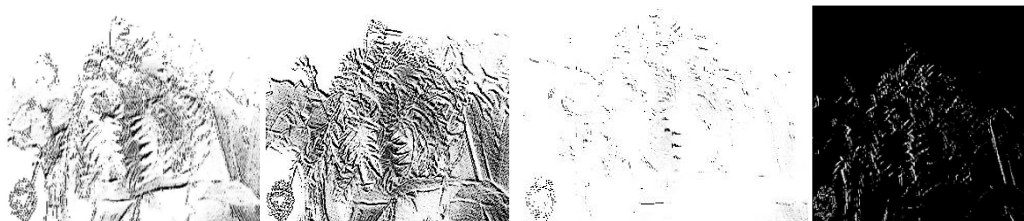
图 4 网络输入  
Fig.4 Network input



a 标准品在卷积层 C1 的 4 种典型输出

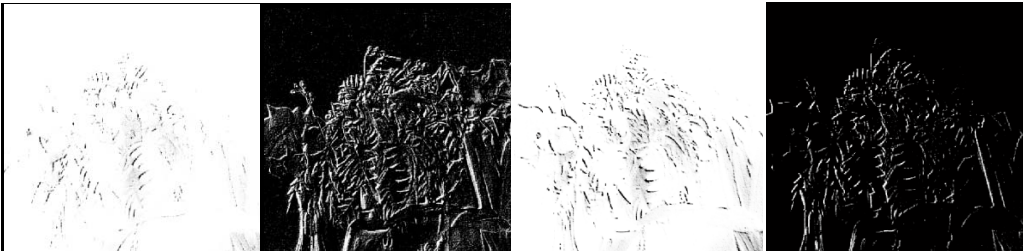


b 墨点缺陷在卷积层 C1 的 4 种典型输出



c 质量炸弹在卷积层 C1 的 4 种典型输出

图 5 卷积层 C1 典型输出  
Fig.5 Typical output of convolutional layer C1



a 标准品在池化层 S1 的 4 种典型输出

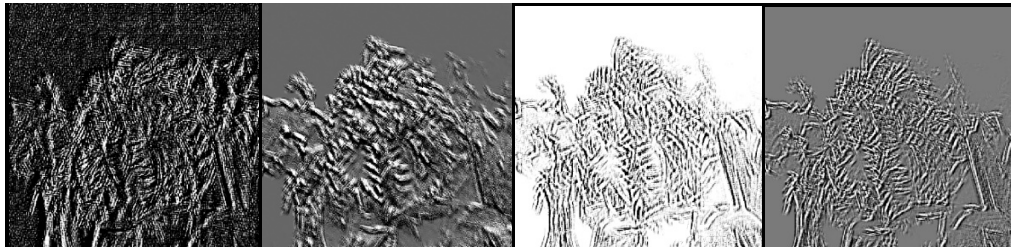


b 墨点缺陷在池化层 S1 的 4 种典型输出

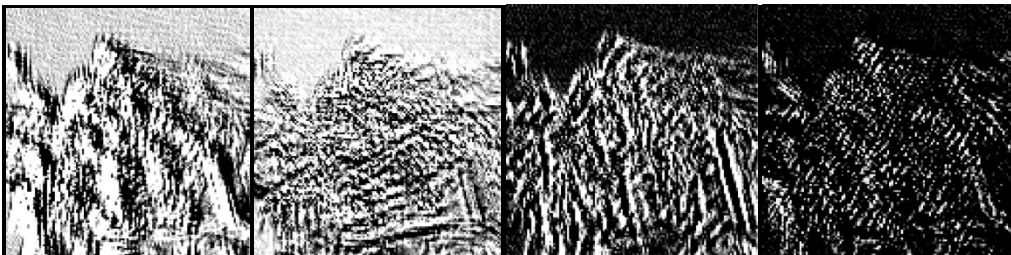


c 质量炸弹在池化层 S1 的 4 种典型输出

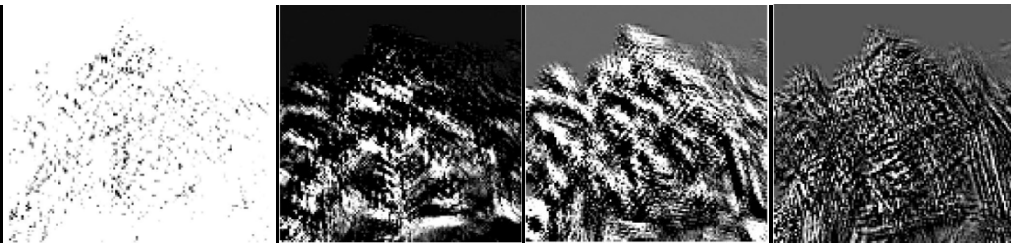
图 6 池化层 S1 典型输出  
Fig.6 Typical output of pooling S1



a 标准品在池化层 S2 的 4 种典型输出



b 墨点缺陷在池化层 S2 的 4 种典型输出



c 质量炸弹在池化层 S2 的 4 种典型输出

图 7 池化层 S2 典型输出  
Fig.7 Typical output of pooling S2

## 5 结语

针对现有的印刷品质缺陷检测误废率高,提出了用卷积神经网络作为核心的检测系统,确定了卷积神经网络的主要参数,设计了检测系统的硬件结构。在卷积神经网络当卷积层 C1 有 6 个  $5 \times 5$  卷积核,步长为 1;池化层 S1 为  $2 \times 2$ ,步长为 1;卷积层 C2 有 6 个  $12 \times 12$  卷积核,步长为 1;池化层 S2 为  $2 \times 2$ ,步长为 1;全连接层神经元为 100,输出层为 8 时,检验了不同参数下网络识别缺陷的能力。发现该卷积神经网络的学习率在 0.01 以下时可以获得较好的识别效果。学习率在 0.05 以上时,网络不易收敛,无法进行模式识别。虽然网络训练次数越多,精度越高,但训练时间太长;网络训练次数较少时,虽可以获得较短的准备时间,但识别精度会降低,因此,为了兼顾实时性与精确性,设定网络训练次数为 50,学习率为 0.005,可达到 90% 的识别率。经过实践检验,证明该算法在快速性和准确性方面具有实践价值。

该检测系统在大样本下,训练时间较长,且该检测系统在颜色偏差和位置缺陷检测方面错误识别率较大,今后应该在此方面进行改进。

### 参考文献:

- [1] 潘全玲,张蕾.印刷品在线检测系统在实际应用中遇到的问题及解决方案[J].包装工程,2007,28(4):45—47.  
PAN Quan-ling, ZHANG Lei. Problem Solution of On-line Defect Detection System for Printed Matter[J]. Packaging Engineering, 2007, 28(4): 45—47.
- [2] 张慧,王坤峰,王飞跃.深度学习在目标视觉检测中的应用进展与展望[J].自动化学报,2017,43(8):1289—1305.  
ZHANG Hui, WANG Kun-feng, WANG Fei-yue. Advances and Perspectives on Applications of Deep Learning in Visual Object Detection[J]. Acta Automatica Sinica, 2017, 43(8): 1289—1305.
- [3] 常亮,邓小明,周明全,等.图像理解中的卷积神经网络[J].自动化学报,2016,42(9):1300—1312.  
CHANG Liang, DENG Xiao-ming, ZHOU Ming-quan, et al. Convolutional Neural Networks in Image Understanding[J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(9): 1300—1312.
- [4] 余文勇,周祖德,陈幼平.一种高速印刷品缺陷在线检测系统[J].华中科技大学学报,2006,34(6):80—83.  
YU Wen-yong, ZHOU Zu-de, CHEN You-ping. A High Speeded-inspection System of Defects in Printed Matter on Line[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Nature Science), 2006, 34(6): 80—83.
- [5] 杨祖彬,代小红.基于图像配准的食品包装印刷缺陷检测与实现[J].计算机科学,2015,42(8):319—322.  
YANG Zu-bin, DAI Xiao-hong. Printing Defects Detection and Realization in Food Packaging Based on Image Registration[J]. Computer Science, 2015, 42(8): 319—322.
- [6] 罗中兵,付忠良,阮波.一种改进的模板匹配算法[J].计算机应用,2002(3):28—30.  
LUO Zhong-bing, FU Zhong-liang, RUAN Bo. An Improved Template Matching Algorithm[J]. Computer Applications, 2002(3): 28—30.
- [7] 王文举,赵萍,陈伟,等.彩色印刷品缺陷快速精确检测方法研究[J].包装工程,2015,36(17):112—118.  
WANG Wen-ju, ZHAO Ping, CHEN Wei, et al. A Fast and Accurate Method of Defect Detection of Color Printing Image[J]. Packaging Engineering, 2015, 36(17): 112—118.
- [8] 胡方尚,郭慧,邢金鹏,等.基于印刷缺陷检测的图像配准方法研究[J].光学技术,2017,43(1):19—24.  
HU Fang-shang, GUO Hui, XING Jin-peng, et al. Image Registration Based on Label Printing Defect Detection[J]. Optical Technique, 2017, 43(1): 19—24.
- [9] 胡方尚,郭慧.基于改进多类支持向量机的印刷缺陷检测[J].华东理工大学学报(自然科学版),2017,43(1):143—148.  
HU Fang-shang, GUO Hui. Printing Defects Inspection Based on Improved Multi-class Support Vector Machine[J]. Journal of East China University of Science and Technology: Natural Science Edition, 2017, 43(1): 143—148.
- [10] 王素芬.多维彩色图像印刷缺陷快速检测仿真[J].计算机仿真,2017,34(6):411—414.  
WANG Su-fen. Fast Detection of Multi Dimensional Color Image Printing Defects[J]. Computer Simulation, 2017, 34(6): 411—414.
- [11] 孙巍巍,孙权森,夏德深.一种烟标在线检测系统的设计与实现[J].微电子学与计算机,2009,26(10):107—110.  
SUN Wei-wei, SUN Quan-sen, XIA De-shen. A Design and Implementation of Online Defect Detection System for Cigarette Packet[J]. Microelectronics and Computer, 2009, 26(10): 107—110.
- [12] 初红艳,李鹏,蔡力钢.基于控制图和神经网络的印刷过程质量智能监控技术[J].北京工业大学学报,2012,38(3):340—344.  
CHU Hong-yan, LI Peng, CAI Li-gang. Intelligent Monitoring Technology of Printing Process Quality Based on Control Chart and Neural Network[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2012, 38(3): 340—344.

- nal of Beijing Polytechnic University, 2012, 38(3): 340—344.
- [13] 孙碧亮, 尚会超, 余文勇, 等. 一种用于高速印刷品质量检测的预处理算法[J]. 计算机工程与应用, 2006, 42(10): 188—191.  
SUN Bi-liang, SHANG Hui-chao, YU Wen-yong, et al. A Pretreatment Algorithm for an Online Quality Detecting System in the High-speed Presswork Production Line[J]. Computer Engineering and Applications, 2006, 42(10): 188—191.
- [14] 穆向阳, 张太镒. 机器视觉系统的设计[J]. 西安石油大学学报(自然科学版), 2007, 22(6): 104—109.  
MU Xiang-yang, ZHANG Tai-yi. Design of a Machine Vision System[J]. Journal of Xi'an Shiyou University: Natural Science Edition, 2007(6): 104—109.
- [15] 石绘, 余文勇. 商业票证印刷缺陷检测方法的研究[J]. 武汉理工大学学报, 2008, 30(5): 148—150.  
SHI Hui, YU Wen-yong. Research on the Way of On-line Quality Inspection of Commerce Note Printing[J]. Journal of Wuhan University of Technology 2008, 30(5): 148—150.
- [16] 王任华, 沈忙作. 自动对焦算法研究[J]. 光电工程, 2000(4): 11—13.  
WANG Ren-hua, SHEN Mang-zuo. An Algorithm Study for Automatic Focusing[J]. Opto-Electronic Engineering, 2000(4): 11—13.