

基于 CNN 的康普顿背散射图像中违禁品分割方法

王怀颖^{1,2}, 杨立瑞¹, 章毓晋²

(1. 公安部第一研究所, 北京 102200; 2. 清华大学电子工程系, 北京 100084)

摘要: 康普顿背散射(CBS)技术是一项较新的射线安检技术,可以提高复杂背景下安检设备对爆炸物等有机违禁品的探测力度,这其中一个重要环节就是图像中违禁品的分割问题.本文提出了一种基于细胞神经网络(CNN)的CBS图像滤波及分割方法,在此基础上又提出了一种基于CNN和数学形态学的孤立点滤除方法,并对这两种方法进行了详细分析,给出了实例的仿真结果,验证了方法的有效性.本文提出的方法为并行处理算法,易于大规模集成电路(VLSI)实现,满足安检设备对CBS图像处理的实时性要求.

关键词: 细胞神经网络(CNN); 康普顿背散射(CBS); 图像分割

中图分类号: TN911.73 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2011)03-0549-06

Contraband Segmentation of Compton Back-Scattering Images Based on CNN

WANG Huai-ying^{1,2}, YANG Li-rui¹, ZHANG Yu-jin²

(1. First Research Institute of Ministry of Public Security, Beijing 102200, China;

2. Department of Electronics Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: Compton back-scattering (CBS) is a new technology for ray security inspection, that can enhance accuracy of explosive detection, such as organic contraband. For this task, contraband segmentation of image is very important. One new approach for Compton back-scattering (CBS) image filtering and segmentation using CNN is proposed in this paper. Furthermore, one new way for eliminating isolated point based on CNN and morphologic method is also described. Some detailed analyses and practical results are presented, which demonstrates the successful operation of the proposed algorithm. This new approach is very affordable to parallelism and analog VLSI implementation, which allowing the security inspection of CBS image processing to be performed in real-time.

Key words: cellular neural networks (CNN); compton back-scattering (CBS); image segmentation

1 引言

近年来,在世界范围内各种形式的恐怖事件频发,公共安全成为国际社会关注的焦点.对通过重要出入口的人员所携带的行李物品进行安全检查已成为国际上广泛采用的安全措施.在各种检查手段中,低成本、低剂量、非接触、可成像的X射线安全检查设备的应用最为普遍,成为国际上广泛采取的安全检查技术.随着反恐形势的不断升级,用户对安检设备的违禁品探测效能也提出了更高的要求,如何不断提高安检设备对爆炸物等违禁品的检测力度和准确度已成为一项十分紧迫和有待解决的技术难题.

目前,在X射线安检设备中广泛采用的技术是双能透射技术,该技术能获得被检物的有效原子序数信息,可以区分金属物品和有机物,具有一定的材料识别功能,但是对有机物范围内的炸药、毒品、塑性违禁品等

不能有效识别,同时不同物质在包裹中的相互叠加也会对测量结果产生很大的影响,该方法已无法满足高探测精度的要求^[1].当双能透射技术对某些爆炸物无法直观检出时,康普顿背散射(CBS, Compton Back-Scattering)技术对其提供了有力的支持.CBS技术对低原子序数的有机物很灵敏,能对如薄片炸药、塑料武器、有机溶剂等有机物突出显示,适宜对炸药、毒品等危险品的检测^[2].因此,CBS技术成为双能透射技术的重要补充,提高了复杂背景下设备对某些有机违禁品的探测力度,特别适合行李表面隐藏的薄片炸药的探测.

鉴于此,本文以CBS图像的分割为研究目标,为炸药等低原子序数违禁品的自动探测服务.考虑到安检设备对实时性处理的要求,根据CBS图像的特点,提出采用细胞神经网络(CNN, Cellular Neural Networks)这一人工智能模型对CBS图像进行滤波、分割以及图像中孤立点的滤除处理.CNN对输入图像进行并行处理并以

连续方式转换为输出图像,同时 CNN 的最近邻细胞相互作用的特性,使它比一般的神经网络更适用于超大规模集成电路(VLSI)的硬件实现,可以快速实时的处理图像,满足安检设备实时性处理要求。

2 细胞神经网络

细胞神经网络^[3,4](CNN)是一种具有实时信号处理能力的大规模非线性模拟电路,是基于生物神经学以及适合于集成电路的某些特点而提出的。CNN 来源于 Hopfield 神经网络和细胞自动机,其采用局域连接的网络拓扑结构的思想取自于细胞自动机,而在 CNN 中引入网络能量函数的思想则继承于 Hopfield 神经网络,所以它在兼顾了两者优点的同时,具有更强的实用性,易于硬件实现是其最显著的特点之一。

CNN 是细胞局部连接的空间阵列,CNN 的每一个细胞就是一个基本电路单元,每个细胞由 1 个线性电容、1 个非线性压控电流源和几个线性电阻元件构成,并且每个细胞都是具有输入、输出及动力学特性相关的非线性系统。如图 1 所示,一个规模为 $M \times N$ 的 CNN 由 $M \times N$ 个细胞排列成 M 行 N 列,方块表示电路的单元,即细胞;细胞之间的连线表示所连接的细胞之间的相互作用。第 i 行,第 j 列的细胞用 C_{ij} 表示,每个细胞仅与它的邻域 $N_{ij}(r)$ 中的细胞相连,而不直接相连的细胞则通过连续动态的传播效应而相互影响。细胞 C_{ij} 的半径为 r 的邻域 $N_{ij}(r)$ 定义为:

$$N_{ij}(r) = \{C_{kl} | \max(|k-i|, |l-j|) \leq r, 1 \leq k \leq M, 1 \leq l \leq N\} \quad (1)$$

其中, r 表示细胞 C_{ij} 的邻域半径, C_{kl} 表示细胞 C_{ij} 的 r 邻域内的细胞。由式(1)所定义的近邻系统呈现对称性,即如果 $C_{ij} \in N_{kl}(r)$,那么同时也有 $C_{kl} \in N_{ij}(r)$,称 $r=1$ 的近邻系统为“ 3×3 近邻”。

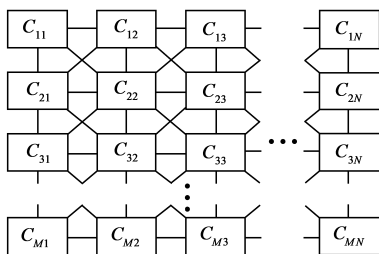


图1 $M \times N$ 规模的二维CNN

一个标准的由 $M \times N$ 个细胞组成的 CNN 阵列中的每一个细胞 C_{ij} 都有一个状态变量 x_{ij} 、一个恒定的外界输入 u_{ij} 和一个输出 y_{ij} ,且 $1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N$ 。细胞 C_{ij} 的动态过程可用下述一阶非线性微分方程描述。

状态方程:

$$C \frac{\partial x_{ij}(t)}{\partial t} = -\frac{1}{R_x} x_{ij}(t) + \sum_{kl \in N_{ij}(r)} A_{kl} y_{kl}(t)$$

$$+ \sum_{kl \in N_{ij}(r)} B_{kl} u_{kl} + I_{ij} \quad (2)$$

输出方程:

$$y_{ij} = f(x_{ij}) = \frac{1}{2} (|x_{ij} + 1| - |x_{ij} - 1|) \quad (3)$$

约束条件:

$$|u_{ij}| \leq 1, \quad |x_{ij}(0)| \leq 1 \quad (4)$$

在状态方程式(2)中, C 、 R_x 、 $I = (I_{ij})$ 分别是细胞等效电路中的线性电容、线性电阻及独立电流源,称 $\tau = R_x C$ 为时间常数,它反映了网络动态过程的快慢; A_{kl} 表示细胞 C_{kl} 的输出 y_{kl} 与细胞 C_{ij} 之间的连接权; B_{kl} 表示细胞 C_{kl} 的输入 u_{kl} 与细胞 C_{ij} 之间的连接权;称由元素 A_{kl} 组成的矩阵 \mathbf{A} 为反馈模板,称由元素 B_{kl} 组成的矩阵 \mathbf{B} 为控制模板, \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 分别由 $(2r+1)^2$ 个元素组成,每个细胞与近邻细胞之间的连接权都由 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 中的元素决定。 $y_{ij} = f(x_{ij})$ 表示输出与状态变量之间的关系,这里输出函数 $f(x_{ij})$ 是一个分段线性函数,如图 2 所示。偏置量 I 以及模板 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 可以根据处理问题的不同进行设计,它们的值决定了 CNN 的瞬态特性。

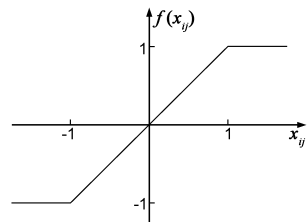


图2 CNN的输出函数

文献[3]证明 CNN 系统是稳定的,并且指出:如果参数满足约束条件:

$$A_{ij} > 1/R_x \quad (5)$$

则每个细胞的状态经过暂态衰减至零之后,一定落在一个稳定平衡点上,且幅值都大于 1,即:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} |x_{ij}(t)| > 1, \quad \lim_{t \rightarrow \infty} y_{ij}(t) = \pm 1 \quad (6)$$

这个性质保证了 CNN 每个细胞的稳态输出为二值(-1 和 1),这对于解决图像处理中的分类问题有非常重要的意义。CNN 应用于图像处理时,首先将待处理图像的信号空间映射到 CNN 的细胞排列空间阵列上,CNN 的规模与待处理图像的规模相同,图像中的每一个像素对应于 CNN 中相同位置上的一个细胞。处理时每一个细胞只与邻域内的细胞相连并发生相互作用,每个细胞的状态按照式(2)迭代改变,而动态方程则指导细胞的状态向 CNN 所定义的最低能量方向变化,直至整个网络收敛。

基于 CNN 体系结构的算法实际上是通过选择恰当的模板参数而完成。将 CNN 用于图像处理时,虽然针对不同的图像处理问题,具体算法有所区别,但这些区别最终都反映在 CNN 模板选取的不同上^[5]。一幅待处理图像输入 CNN,通过与其模板作用,产生一个类似于二维卷积的过程,从而得到一幅新的图像,因此 CNN 不同的功能主要决定于模板参数(反馈模板 \mathbf{A} 、控制模板 \mathbf{B}

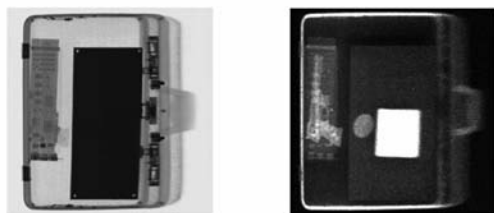
以及阈值 I) 的设计,它决定网络的动态性能。

3 基于 CNN 的 CBS 图像分割方法

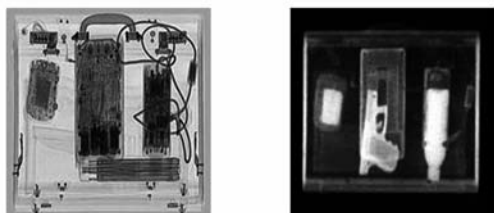
3.1 康普顿背散射图像

康普顿背散射(CBS)技术^[6]是针对违禁物品多是被隐藏在行李外层的夹层和暗格中的特点,发展起来的一项较新的射线安检技术。X 射线 CBS 技术主要探测物质对 X 光子的康普顿散射信号,康普顿散射信号随被检物密度的增大而增强,但对于高原子序数的物质,康普顿散射被光电效应所抑制,因此 CBS 技术主要针对低原子序数物质检查。因此,如果物质的有效原子序数越低,密度越大以及探测器到包裹表面的距离越小,那么康普顿散射信号就越强,反之亦然。这意味着来自浅层区材料的有效原子序数信息比透射双能量系统中的信息丰富、灵敏,尤其是对有较低原子序数和较高密度的塑性炸药等效果很好。

图 3 和图 4 分别为行李甲和行李乙的双能透射与 CBS 图像,从图中可以看出,在 CBS 图像中,低原子序数的有机物(如行李包中的薄片炸药、塑性武器、有机溶剂等)会自动“加亮”,这与传统的透射技术有着本质的区别。因此,CBS 技术对探测靠近行李表层的爆炸物、塑性武器等有机违禁品具有特别重要的意义。但是 CBS 图像在获取与传输过程中,由于成像系统的衍射现象、系统噪声以及散射成像机理等多方面因素的影响,成像出的 CBS 图像信噪比较低,清晰度较差,图像中低原子序数的物质比较亮,而其他区域比较模糊,图像分辨率低、灰度层次不丰富,尽管如此,CBS 图像却能对塑性手枪、薄片炸药、有机溶剂等违禁品加亮显示,如图 3(b)和图 4(b)所示,提高了安检设备对有机爆炸物等违禁品的探测力度。



(a) 双能透射图像 (b) CBS 图像
图3 行李甲的双能透射图像与 CBS 图像



(a) 双能透射图像 (b) CBS 图像
图4 行李乙的双能透射图像与 CBS 图像

为了有利于对 CBS 图像进行图像分析和分类识

别,为违禁品的自动探测服务,需要对 CBS 图像进行一系列的预处理,如:图像去噪、图像增强和图像分割等,其目的是改善图像效果,突出某些有用的信息,去除或消弱无用的信息,为危险物品的图像特征提取打下良好的基础。在安检系统的研究和设计中,一个很重要的问题是研究适合于 VLSI 实现的快速实时的 CBS 图像处理方法,而常规的图像预处理方法存在处理环节多、串行运算、硬件实现困难,实时性差等诸多不足,已不能满足快速实时安检技术发展的需要。鉴于上述 CNN 的独特优势,本文采用 CNN 来处理 CBS 图像,以克服常规方法应用于安检系统存在的不足,为 CBS 图像的处理提供了一条新的途径。

3.2 基于 CNN 的 CBS 图像自适应滤噪及分割算法

在安检系统中,CBS 图像的滤波降噪与分割处理效果的好坏直接关系到后续的违禁品分类与自动识别环节,进而影响到系统的探测准确度。常规的图像处理方法应用到 CBS 图像处理时,对图像的滤波和分割都是分为两个单独的环节进行的,并且由于 CBS 图像中噪声和模糊现象比较严重,对成像物品的分割造成一定的干扰,因此一般在分割之前还需要进行区域增强处理,即对成像图像中的违禁品目标部分进行增强,而对衣物以及其他背景部分的强度进行削弱。

而 CNN 采用的是异步并行处理方式,它的基本功能是将输入图像映射成以 -1 和 1 作为其像素值的二值输出图像,通过合理地设置 CNN 模板,可以在滤波的同时实现二值化分割^[7],因此用 CNN 处理 CBS 图像更加快捷。本文提出一种基于 CNN 的自适应滤噪及分割算法,针对 CBS 图像的特点,将重点解决两方面问题:第一,通过自适应的阈值参数设置来解决 CBS 图像某些违禁品灰度分布不均匀的问题,从而避免引起分割不全;第二,简化 CBS 图像的预处理过程,使 CBS 图像的滤波与二值化分割一次完成。

算法中 CNN 相关参数及模板的设计过程如下。

3.2.1 算法的数学模型

由于数字图像在空间域与时间域都是离散的,为了将 CNN 用于图像处理,可以用差分方程来近似 CNN 的状态方程式(2),且考察 CNN 的动态特性,其时间常数 $\tau = R_x C$ 反映了网络动态过程的快慢,不失一般性,令 $\tau = 1$ ($C = 1, R_x = 1$),则 CNN 的一阶差分方程可表示为:

$$x_{ij}(n+1) = \sum_{kl \in N_g(r)} A_{kl} y_{kl}(n) + \sum_{kl \in N_g(r)} B_{kl} u_{kl} + I_{ij} \quad (7)$$

CNN 在 t 时刻的图像取决于细胞 C_{ij} 的初始状态 $x_{ij}(0)$ 与 CNN 的动力学规则。因此,利用 CNN 可以在任意时刻得到一个初始图像的动态变换。

式(7)可以简写为:

$$X = A * Y + B * U + I \quad (8)$$

其中，“ $*$ ”表示求卷积，式(8)可以理解为图像处理中的二维滤波器，这个滤波器是非线性的，并且该滤波器对图像处理具有空间不变性，滤波器的性质由式中的模板参数 A 、 B 、 I 确定，取邻域半径 $r=1$ ，邻域范围为 3×3 ，相应模板的大小也为 3×3 。

3.2.2 反馈模板 A 的设计

由 CNN 的约束条件式(5)可知，当反馈模板 A 的中心元素 $A_{ij} > 1/R_x$ 时，CNN 在稳态时一定有二值输出。因为已取 $R_x = 1$ ，所以要求 $A_{ij} > 1$ ，它起着正反馈的作用。 A_{ij} 使图像边缘点对应的细胞的状态变量 x_{ij} 越来越大，最后输出为 1；而使图像非边缘点对应的细胞状态变量 x_{ij} 越来越小，最后输出为 -1，这样就能对图像的边缘进行很好的增强，而模板 A 除中心元素以外的其它元素 A_{kl} 的选择，起到使图像信号平滑的作用。

根据 CNN 的定义，只有邻域内的细胞才有相互作用的权值，且最近邻细胞间的相互影响最大，一个 3×3 的 A 模板如图 5 所示。

	$A_{i-1,j-1}$	$A_{i-1,j}$	$A_{i-1,j+1}$
A :	$A_{i,j-1}$	A_{ij}	$A_{i,j+1}$
	$A_{i+1,j-1}$	$A_{i+1,j}$	$A_{i+1,j+1}$

图5 3×3 的 A 模板

可以将距离细胞 C_{ij} 邻域中心最近的细胞：

$\{C_{kl} | (k, l) = (i-1, j), (i+1, j), (i, j-1), (i, j+1)\}$

的权值 A_{kl} 取得大一些；距离邻域中心较远的细胞：

$\{C_{kl} | (k, l) = (i-1, j-1), (i+1, j-1), (i-1, j+1), (i+1, j+1)\}$ 的权值 A_{kl} 取得小一些。

3.2.3 控制模板 B 的设计

如果不考虑输出反馈的影响，且令阈值为零，则 CNN 的一阶差分简式(8)，可简化为：

$$X = B * U \quad (9)$$

式(9)可以理解为： X 是以 B 为空域滤波模板对输入图像 U 滤波所得的输出图像。

图 6 是各种空域滤波器的模板，其中： (a) 邻域均值滤波器 B_{average} 、 (b) 低通滤波器(LPF) $B_{\text{lpf } 3 \times 3}$ 、 (c) 高斯低通滤波器 B_{Gauss} ； (d) 高通滤波器 B_{SobelHZ} 的 Sobel 算子、 (e) B_{laplace} 的 Laplacian 算子可以进行边缘检测等。

B_{average}	$B_{\text{lpf } 3 \times 3}$	B_{Gauss}	B_{SobelHZ}	B_{laplace}
0 0.2 0	1/9 1/9 1/9	0.066 0.125 0.066	1 2 1	0.5 0 0.5
0.2 0.2 0.2	1/9 1/9 1/9	0.125 0.125 0.125	0 0 0	0 -2 0
0 0.2 0	1/9 1/9 1/9	0.066 0.125 0.066	-1 -2 -1	0.5 0 0.5
(a)	(b)	(c)	(d)	(e)

图6 各种空域滤波器的模板

因此，根据 CBS 图像噪声的特征，依据不同的滤波目的需求，可以将 CNN 的控制模板 B 设置成图 6 中的

某个空域滤波器的模板，可以使 CNN 准确地实现各种标准的空域滤波功能。

3.2.4 阈值 I 的设计

由于 CBS 图像中不同违禁品成像的灰度范围有所差别，背景也不均匀，单一的阈值 I 无法准确地将所有的违禁品分割开来。设原始 CBS 图像的灰度值为 g_{ij} ($0 \leq g_{ij} \leq 255$)，则每个细胞的阈值 I_{ij} 应该随着 g_{ij} 的变化而变化。

令 $\theta_{ij} = -I_{ij}$ ，且不考虑输出反馈的影响，则 CNN 的一阶差分方程式(7)可简化为：

$$x_{ij} = \sum_{kl \in N_{ij}(r)} B_{kl} u_{kl} - \theta_{ij} \quad (10)$$

根据 CNN 的约束条件式(4)，CNN 的外界输入 u_{ij} 为：

$$u_{ij} = (1 - 2g_{ij}/255) \in [-1.0, +1.0] \quad (11)$$

将式(11)代入式(10)中，可得：

$$x_{ij} = \left[\sum_{kl \in N_{ij}(r)} B_{kl} \cdot (1 - 2g_{kl}/255) \right] - \theta_{ij} \quad (12)$$

将 θ_{ij} 定为随原始 CBS 图像的灰度值 g_{ij} 的增加而增加，根据 $I_{ij} = -\theta_{ij}$ ，根据式(12)以及 CNN 的输出函数 y_{ij} (式(3))，考虑到只有邻域内的细胞才存在连接和相互影响，将 CNN 的细胞 C_{ij} 的阈值 I_{ij} 设置为：

$$I_{ij} = 1 - g_{ij} \cdot \left(\sum_{kl \in N_{ij}(r)} B_{kl} \right) / 255 \quad (13)$$

每个细胞 C_{ij} 都有一个相应的阈值 I_{ij} ，且阈值 I_{ij} 根据式(13)自适应地进行计算， $I_{ij} \in [(1 - \sum_{kl \in N_{ij}(r)} B_{kl}), 1]$ ，这不同于传统二值化算法中的门限的概念。

根据以上分析，基于 CNN 的图像自适应滤波及分割算法在进行实际的滤波处理时，通过模板 B 的设置可以实现不同形式的图像滤波；在细胞迭代过程中，可以根据每个像素的邻域信息自适应的计算阈值 I_{ij} ，这使得 CNN 在滤波过程中自适应地控制输出图像的局部亮度和对比度，从而改善滤波器的效果，并且由于 CNN 本身具有将输入图像映射为二值(-1 和 1)输出图像的功能，使该算法可以将滤波和二值化分割处理一次完成，输出结果为二值化分割后的图像。

3.3 基于 CNN 的形态学孤立点滤除算法

CBS 图像经过滤波和分割算法处理后，大致将图像中的强散射物质分割出来，但是还存在一些无关的孤立点、小块以及一些细的线条，这些干扰都是图像分割中不希望出现的，需要进行滤除。

数学形态学^[8]是一种应用于图像和模式识别领域的方法，它是一种非线性集合逻辑运算，逻辑体系结构非常简单，并且由于形态学处理的局部性和潜在的并行性，使其易于 VLSI 及各种硬软件方案的实现。然而，由于形态学探测图像特征的操作是利用结构元的平移

来实现的,因此在处理一些比较复杂的全局算法时,其计算时间将成倍乃至呈指数增长,导致计算速度缓慢,所以在处理实时性要求比较高的问题时形态学算法就显得力不从心,这是它在应用方面的一大瓶颈.CNN 的处理方式与数学形态学处理方式具有一定程度的相似性,数学形态学的结构元在图像上的平移,可以在 CNN 中利用模板的平移来实现,因此两者可以很好的结合,从而克服数学形态学的缺陷.

基于 CNN 的形态学算法的基本原理是:将形态学的结构元映射为 CNN 的模板参数,将形态学运算的规则映射为 CNN 的输出函数,在给定一系列的具有一定形状的结构元(模板)后,贯序地删除或膨胀目标周围的像素,达到形态学处理的目的,其中各种形态学运算的关键在于 CNN 模板 A 、 B 、 I 的不同设计以完成不同的功能.

关于分割后图像中存在一些无关的线条和孤立点、小块的滤除处理,本文采用基于 CNN 的形态学开启操作.首先基于 CNN 对图像进行腐蚀操作,然后再基于 CNN 进行膨胀操作,两个操作使用相同的结构元素.结构元素的形状和大小可以根据图像中孤立点的大小,和线条的走向决定,也可以使用不同的结构元对图像进行多次形态学开启操.

4 实验结果及分析

为了验证以上算法有效性,对安检中两个藏有违禁品的行李的 CBS 图像进行处理.基于 CNN 的 CBS 图像处理算法,把 CBS 图像的初始灰度值作为 CNN 细胞的初始状态值,初始输出值等于初始状态值,且满足约束条件式(4); A 模板及 B 模板的规模与邻域范围相同.根据上述滤噪及分割算法对反馈模板 A 参数选取的分析,对于 $R_x = 1$ 时,模板 A 的中心元素值 $A_{ij} > 1$,除中心元素以外的其它元素值的选择依据“将邻域中心近的权值取得大一些,越远权值越小”的原则选取;控制模板 B 根据 CBS 图像所受噪声情况,选择邻域均值滤波器模板 $B_{average}$,如图 6(a)所示;阈值 I_{ij} 参照式(13)自适应地进行计算.经过多组参数实验分析,基于 CNN 的 CBS 图像滤噪及分割算法的反馈模板 A 和控制模板 B 的参数选择如下:

$$A = \begin{Bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 40 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{Bmatrix}, B = \begin{Bmatrix} 0 & 0.2 & 0 \\ 0.2 & 0.2 & 0.2 \\ 0 & 0.2 & 0 \end{Bmatrix} \quad (14)$$

行李甲和行李乙的 CBS 图像(图 7(a)和图 8(a))经 CNN 滤噪及分割处理的结果如图 7(b)和图 8(b)所示.对分割后的图像进行基于 CNN 的两次形态学开启操作的结果如图 7(c)和图 8(c)所示,第一次的结构元选择横向的矩形,第二次的结构元选择纵向的矩形.

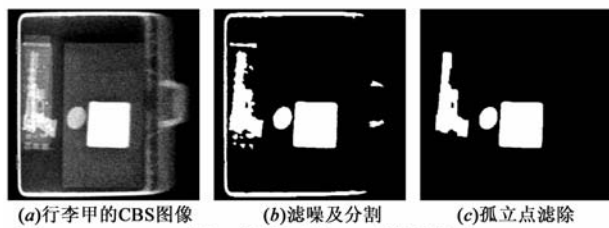


图7 行李甲的CBS图像分割

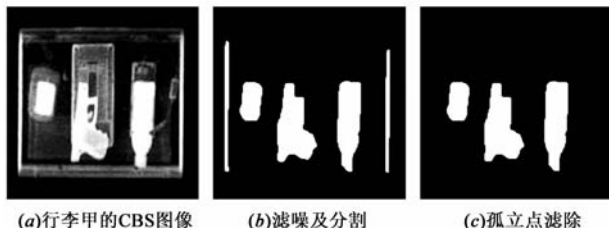


图8 行李乙的CBS图像分割

从处理结果可以看出,本文提出的滤噪及分割算法在滤波处理的过程中同时完成了分割的处理,大大提高了射线安检图像的处理效率;本文提出的孤立点滤除算法不但将图中的横向和纵向线条以及离散的孤立点块一并滤除,而且对其他需要保留的大的图像块区域的特征保留的非常好,极大地提高了图像分割精确度和准确性.

5 结论

在安检设备开发研究中,CBS 技术作为双能透射技术的一项重要补充,对提高安检设备的爆炸物等违禁品的探测效能具有十分重要的意义.而在 CBS 图像的分析及违禁品自动分类识别处理中,一项关键的核心技术就是违禁品的准确分割.本文针对 CBS 图像分割问题提出了两种算法:(1)基于 CNN 的自适应滤噪及分割算法,它是一种具有多形式滤波功能的算法,针对不同的噪声特征,通过设置不同的 CNN 模板参数,可以方便地实现不同形式的滤波,具有很好的灵活性;该算法的阈值自适应动态选取,能很好地将违禁品从复杂模糊的背景中分割出来,而且该算法对滤波和二值化分割处理是一次完成的,简化了 CBS 图像的预处理过程,从而缩短了运算时间;(2)基于 CNN 的形态学孤立点滤除算法,充分利用形态学处理与 CNN 图像处理方式之间存在的相似性,将形态学中的结构元映射为 CNN 中的模板参数,实现了 CNN 与形态学操作的很好结合,对图像中的孤立点滤除干净,失真度小,使分割图像更加准确,获得较好的图像质量.

本文提出的基于 CNN 的自适应滤噪及分割算法和基于 CNN 的形态学孤立点滤除算法的逻辑体系结构简单,并且这两种算法都是基于同一个 CNN 处理系统,只需适时改变模板参数就可实现不同的操作,处理步骤

少、降低了计算量,且为并行处理算法,处理速度快,易于 VLSI 和各种软硬件测量方案的实施,因此将 CNN 应用于 CBS 图像的处理能使安检系统达到准确、快速、实时地探测违禁品的目的。

参考文献

- [1] R D R Macdonald. Design and implementation of a dual-energy X-ray imaging system for organic material detection in an airport security application [J]. Machine Vision Application in Industrial Inspection, 2001, 43(1): 31 - 41.
- [2] Shahan Nercessian, Karen Panetta, Sos Again. Automatic detection of potential threat objects in X-ray luggage scan images [A]. Proceedings of the IEEE Conference on Technology for Homeland Security [C]. USA: IEEE Press, 2008. 504 - 509.
- [3] Chua L O, Yang L. Cellular neural networks: theory [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 1988, 35(10): 1257 - 1272.
- [4] Chua L O, Yang L. Cellular neural networks: Applications [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 1988, 35(10): 1273 - 1290.
- [5] 赵建业,王新,余道衡.基于 Gibbs 图像模型的细胞神经网络模板设计法[J].电子学报,2000,28(1):48 - 52.
Zhao Jian-ye, Wang Xin, Yu Dao-heng. A template design method for cellular neural networks based on Gibbs image model [J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(1): 48 - 52. (in Chinese)
- [6] 刘兆年.康普顿背散射检测技术研究[D].江苏南京:东南大学硕士学位论文,2007.
- [7] 王怀颖.细胞神经网络在图像处理中的应用技术研究

[D].南京:南京航空航天大学博士学位论文,2007.

Wang Huai-ying. Research on Application of Cellular Neural Networks in Image Processing [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2007. (in Chinese)

- [8] 章毓晋.图象工程(中册):图象分析(第2版)[M].北京:清华大学出版社,2005.

Zhang Yu-jin. Image Engineering(II): Image Analysis (Second Edition)[M]. Beijing: The Press of Tsinghua University, 2005. (in Chinese)

作者简介



王怀颖 女.1973年6月出生于新疆伊宁.现为公安部第一研究所和清华大学联合培养博士后.研究方向:X射线探测技术及图像处理.
E-mail: whylychao@sina.com



杨立瑞 男.1956年11月出生于天津.1996年博士毕业于华中科技大学,现为公安部第一研究所研究员.从事X射线爆炸物探测算法研究.
E-mail: yang_lirui@hotmail.com

章毓晋 男.1954年出生于山西太原.清华大学电子工程系教授、博士生导师、IEEE高级会员.研究方向为图像工程及相关学科.
E-mail: zhang-yj@mail.tsinghua.edu.cn