

文章编号 :1673-095X(2020)05-0020-06

轻量级卷积神经网络架构在入侵检测上的应用

陈 思,王怀彬,柳 爽

(天津理工大学 计算机科学与工程学院,天津 300384)

摘 要:针对当前卷积神经网络在入侵检测领域的效率低,误报率高等问题,提出一种新型的轻量级卷积神经网络.通过将 SqueezeNet 网络模型中 Fire 模块中的 3×3 卷积核替换成一组深度可分离的 3×1 与 1×3 的卷积核,并构建 SpeedNet 网络结构,替换模型卷积获得变形结构.实验结果表明,与传统的 CNN 网络架构相比,不降低精确度的情况下,提高了检测效率.

关键词:入侵检测;卷积神经网络;轻量级;SpeedNet

中图分类号:TP393.0 文献标识码:A doi:10.3969/j.issn.1673-095X.2020.05.005

Application of lightweight convolutional neural network in intrusion detection

CHEN Si, WANG Huai-bin, LIU Shuang

(School of Computer Science and Engineering, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China)

Abstract: A new lightweight convolutional neural network is proposed to solve the problems of low efficiency and high false positives in intrusion detection. By replacing the 3×3 convolutional kernel in the Fire module in the SqueezeNet network model with a set of deeply separable 3×1 and 1×3 convolutional kernel, and constructing the SpeedNet network structure, replacing the model convolution to get the deformed structure. Experimental results show that compared with the traditional CNN network architecture, the detection efficiency is improved without reducing the accuracy.

Key words: intrusion detection; convolutional neural network; lightweight; SpeedNet

随着互联网的发展和深入,入侵检测系统^[1]越来越受到业内人士的密切关注,卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)在入侵检测领域体现了极大的应用价值.虽然神经网络在入侵检测领域具有良好的准确率,但是庞大的学习参数导致其学习效率不够理想,从而很难应用于实际.

为提高卷积神经网络模型的准确度,科研人员不断增加网络学习的深度,这使得 CNN 模型的学习参数迅速增加,模型随之变得更加复杂.例如:VGG 模型参数的数量达到 138 M, AlexNet 网络模型^[2]和 GoogleNet 网络模型^[3]的参数数量也相当庞大. CNN 模型随着参数数量的增加,运行所需的计算资源和存储资源也会增大,导致其运行效率大大降低.因此,可以通过特定的方式,在保证检测准确度的前提

下进行模型压缩.复杂度小,准确度较高的模型具有以下优点:节省计算资源,降低运行环境的要求,较小的网络模型在入侵检测时,提升检测速率,更好满足实时性条件,较小的网络模型便于部署和迁移,便于调节和修改.

针对上述研究,本文基于变形卷积与深度可分离卷积,提出一种轻量级的高效率、低时延的 SpeedNet 网络结构.同时在 SpeedNet 结构基础上提出变形结构并应用于 KDD99 数据集,对比实验验证变形结构的性能.

1 相关工作

随着 CNN 层数的增大,节点数增大,网络结构

收稿日期:2019-12-08.

基金项目:天津市科技重大专项(16YD1JGX00210).

作者简介:陈 思(1995—)男,硕士研究生, E-mail: 935506920@qq.com.

通讯作者:王怀彬(1960—)男,研究员,硕士生导师, E-mail: hbwang@tjut.edu.cn.

出现冗余权重,会造成计算资源和存储资源的大量浪费。为了训练更深层的神经网络,处理更庞大的数据,科研人员逐渐将视线转移到模型压缩中来,当前的压缩方法主要有:参数修剪和共享、低秩分解、转移/紧凑卷积滤波器等。

参数修剪和共享是为了减少神经网络的结构并提高泛化能力,对处理拟合问题也很有帮助。其处理手段分为:量化与二值化、参数共享、结构矩阵三部分。Gong^[4]和 Wu^[5]等使用 k-means 标量量化参数值。Vanhoucke 等^[6]提出 8-bit 参数量化的方法,对性能提升较大。BinaryConnect^[7],BinarayNet^[8]在训练时学习二值权重或使用二值激活函数,但忽略了二值化对精度的影响。Chen^[9]提出一个 HashedNets 模型,使用低消耗的哈希函数将参数放入 hash 桶中实现参数共享。Li^[10]使用 l_1 正则化选择和裁剪不重要的滤波,但是收敛速度慢,人为设置层敏感度,容错率太低。Sindhwani 等^[11]证明了结构化矩阵的有效性, Rakhuba 等^[12]提出循环投影的结构化方法,但没有提出寻找合适结构矩阵的方法。

低秩分解是通过添加低秩滤波器,根据重建误差准则逐层微调,可以有效降低冗余。Jaderberg 等^[13]提出不同张量分解方案,在文本识别实现 4.5 倍加速。Liu 等^[14]提出了核张量的典型多项式(CP)分解,使用最小二乘法计算。Tai 等^[15]使用批量标准化(BN)来转换内部隐藏单元的激活,但是无法全局参数压缩且分解需要大量的重新训练。

转移/紧凑卷积滤波器是通过改变传统卷积神经网络的尺寸,卷积方式,卷积深度等,重新设计构建更加轻量级网络结构,相比传统卷积神经网络的参数数量、计算量和带宽都有所降低。Han 等^[16]引入 Fire 模块思想提出一种 SqueezeNet 网络模型,达到 AlexNet 相同精度水平的同时,模型大小降低了 50 倍。Howard 等^[17]引入深度可分离卷积思想设计一种 MobileNets 网络结构,该模型的计算量比标准卷积模型降低了 9 倍。

2 数据预处理

2.1 数据集

本文的数据集选择的是 KDD99 数据集^[18]。该数据集分为 5 类:4 类攻击: DOS, U2R, R2L, probe 和 1 类正常: Normal, 攻击又可细分为 39 类攻击。每条实例数据包含 41 个特征属性和一个标签属性,其中有 3 条字符型特征属性和 38 条数值型特征属性。数据

集分为两部分: corrected 数据集和 10%数据集。本文采用 10%数据集进行训练, corrected 数据集进行测试,如表 1。

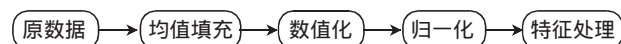
表 1 KDD99 数据集

Tab.1 KDD99 dataset

KDD99 数据集	Normal	R2L	U2R	Dos	Probe	Total
Corrected	60 593	16 189	228	229 853	4 166	311 029
10%数据集	97 278	1 126	52	391 458	4 107	494 021

2.2 预处理

原数据集存在字符型特征,卷积网络只能处理数值型特征,且卷积网络的输入格式是 4 维 Tensor,所以需要对原数据进行预处理。预处理过程包括均值填充、数值化、归一化、特征处理。预处理步骤如下:



1)均值填充。当前 KDD99 数据集中存在数据值缺失的情况,如果只对数据基本的 0 填充,会影响权重参数的学习,本文通过计算出对应特征的平均值,然后对缺失值进行填充。

2)数值化。41 维特征中有 3 条字符型特征,采用 one-hot 编码进行数值化。例如: protocol_type 特征有 3 种: TCP, UDP, ICMP, 将其对应转化为 [1, 0, 0], [0, 1, 0], [0, 0, 1] 三维字符型特征, service 和 flag 特征同理分别转化为 70 维和 11 维的数值型特征。

3)归一化。由于量纲不同,导致数值型特征之间数值差异过大,归一化可以消除数值差异过大导致的收敛速度过慢、提高拟合度。本文采用的归一化公式如下:

$$x' = \frac{x - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}$$

其中 X_{\min} 是每个特征的最小值, X_{\max} 是每个特征的最大值, x' 为当前特征归一化后的值。

4)特征处理。数据数值化、归一化以后,一共 122 维数据。本文采用 RFE+SVM^[19]与后向搜索算法(SBS)^[20]相结合,对数据进行降维操作。先通过 RFE 将数据在 SVM 模型中进行训练和测试,然后对其特征得分进行排序,通过 SBS 算法将得分最少的 22 维数据删除,得到 100 维数据。对 100 维数据进行图像化处理,转化为 10×10×1 的三维图像格式。同类数据在转换后有极大相似性。

3 SpeedNet 网络架构

基于可变型卷积与深度可分离卷积, 本文设计一种轻量级 CNN 架构及其 2 种变形结构.

3.1 变形卷积

图 1 为标准正方形卷积核, 其大小为 $D_f \times D_f$. 变形卷积是由标准正方形卷积核分解而来, 用 $1 \times D_f$ 的卷积核和 $D_f \times 1$ 的卷积核代替 $D_f \times D_f$ 的卷积核, 标准卷积核通过一种正方形卷积核完成一次卷积, 变形卷积核将其分为两步进行卷积, 可以降低原本卷积核的参数数量. 本文采取的策略是: 先用 $D_f \times 1$ 的卷积核, 输入通道与输出通道相同, 再用 $1 \times D_f$ 的卷积核, 输出通道与要求通道相同. 图 2 参数数量降低了 2~3 倍. 但是该策略会降低检测精度, 在设计网络结构时, 需要通过其他优化策略来保持检测精度.

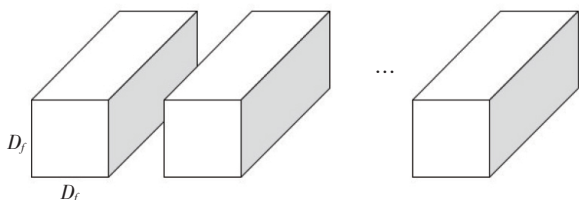


图 1 标准卷积结构

Fig.1 Standard convolution kernel

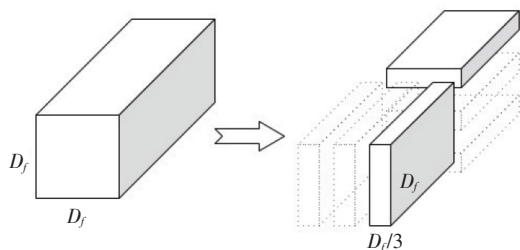


图 2 变形卷积核

Fig.2 Distorted convolution kernel

3.2 深度可分离卷积

深度可分离卷积是对标准卷积的一种分解, 标准的卷积核在通道平面和通道间卷积是一步完成的, 深度可分离卷积是通过拆解成两步达到降低参数的目的. 例如: $D_k \times D_k$ 大小的输入, 卷积通道为 M , 输出通道为 N , 卷积核大小为 $D_f \times D_f$, 传统卷积方式是用 N 个 $D_f \times D_f$ 的卷积核遍历 M 个通道, 进而通过叠加每个输入通道对应的特征图谱后融合得到一个特征图谱, 最后得到 N 个输出通道; 深度可分离卷积方式是 1 个 $D_f \times D_f$ 的卷积核, 遍历 M 个通道, 得到 M 个特征图谱. 在融合操作之前, 用 N 个 1×1 的卷积核遍历 M 个特征图谱, 进行相加融合(如图 3).

MobileNets 使用 3×3 的深度可分离卷积, 在保持精确度不下降的情况下, 计算时间提升了 9 倍, 计算参数缩减了 7 倍.

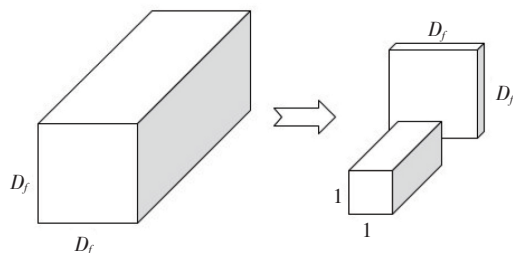


图 3 深度可分离卷积核

Fig.3 Depth separates the convolution kernel

3.3 网络结构

本文的网络结构受 SqueezeNet 网络模型启发. SqueezeNet 是一种轻量且高效的网络模型, 该模型的核心是提出了 Fire 模块, Fire 模块主要包含两层卷积操作. 具体策略如下:

1) 采用 1×1 卷积核的 Squeeze 层

2) 混合使用 1×1 和 3×3 卷积核的 Expand 层

该模型的特点就是大量使用 1×1 卷积核代替 3×3 卷积核, 减少 3×3 卷积核的输入通道. 该模型与 AlexNet 模型相比, 模型参数压缩 9 倍. 模型结构如图 4 所示.

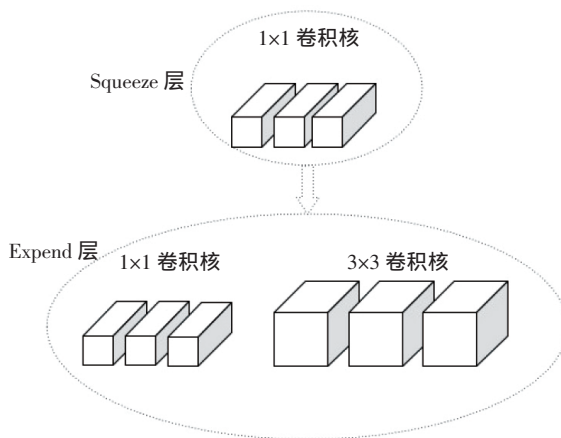


图 4 Fire 模块

Fig.4 Fire module

Fire 模块中所使用的卷积核都是标准卷积核, 其通过 Expand 层 1×1 和 3×3 卷积核分别与 Squeeze 层的 1×1 卷积核进行卷积拼接. 本文通过改变 Expand 层的卷积核的卷积方式和卷积大小来缩减 Fire 模块的卷积参数. 策略为: Expand 层与 Squeeze 层拼接方式不变, 将 Expand 层 3×3 卷积核

变换成深度可分离卷积核与变形卷积核的结合体，方式为先将 3×3 卷积核用深度可分离卷积核代替，通过变形卷积核的策略，将其中部分 3×3 卷积核修改为 3×1 和 1×3 卷积核，将变形后的卷积核命名为深度可分离变形卷积核，并将该模块命名为 Speed 模块，如图 5。Speed 模块纵向加深了卷积深度，有效裁剪卷积参数。本文提出的 Speed 模块与原始 Fire 模块相比，模型参数数量缩减了约 5 倍。

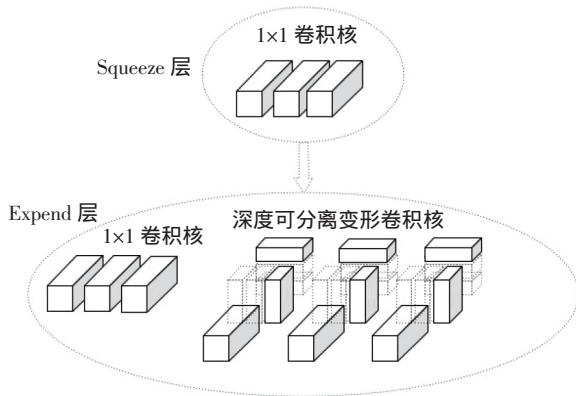


图 5 Speed 模块
Fig.5 Speed module

Speed 模块将 $D_f \times D_f \times M$ 大小的特征图作为输入， $D_f \times D_f \times N$ 大小的特征图作为输出， D_f 和 D_f 分别

为输入和输出的图像尺寸， M 为输入特征图通道数量， N 为输出特征图通道数量。设定 Expend 层的 1×1 卷积核数量与深度可分离变形卷积数量相等。则 Speed 模块的参数量：

$$N_{\text{speed}} = M \times S + S \times N + 2D_k \times S \quad (1)$$

其中 D_k 为深度可分离变形卷积核的尺寸， S 为 Squeeze 层卷积核的通道数。

Fire 模型的参数数量为：

$$N_{\text{fire}} = M \times S + S \times N/2 + D_k \times D_k \times S \times N/2 \quad (2)$$

通过将 Speed 模块与 Fire 模块替换以后，两模块参数的比值：

$$N_{\text{speed}}/N_{\text{fire}} = 1 - \frac{(N \times D_k - 4)D_k - N}{(D_k \times D_k + 1)N + 2M} \quad (3)$$

D_k 为 3 时，Speed 模块的参数量大约是 Fire 模块的 1/5 倍。

在设计 SpeedNet 网络结构时，因为较低位置网络层的影响比高位置网络层的影响大，所以第一层使用标准卷积核。同时本文考虑到由于学习参数的裁剪，对精确度的提升会有负面影响，本文通过逐层测试的策略来引入 Speed 模块。具体策略为：由第 1 层开始逐层引入 Speed 模块，控制其他参数不变的条件下，测试模型的准确率和误报率的变化情况，如表 2 所示。

表 2 不同层引入 speed 模块的精度/误报率变化

Tab.2 Changes in accuracy / false positive rate of speed modules introduced in different layers

层数/g	1	2	3	4	5	6	7
Train 精确度/%	95.3	98.4	99.1	99.2	98.9	99.1	98.5
Test 精确度/%	94.1	97.5	98.0	98.5	98.2	98.2	98.0
Train 误报率/%	20.8	10.9	1.4	0.7	1.0	0.8	1.1
Test 误报率/%	18.4	10.3	2.5	0.3	0.7	0.5	0.4

由表 2 可以看出，在第 4 层开始引入 Speed 模块，检测精确度具有较高的水平，同时误报率的值也降低到理想的数值。

同时本文引入了压缩比率 (Squeeze_Ratio 简称 SR)，该思想同样借鉴于 SqueezeNet 网络模型。具体策略为：在 Speed 模块中引入 SR，范围为 $[0, 1]$ ，所有层共享 SR，控制其他参数不变的情况下，测试模型的准确率的变化情况，如图 6。

由图 6 看出，SR 值设为 0.5 时，准确率达到较为理想的数值，所以本文将引入的压缩比率 (SR) 设置为 0.5。

图 7 所示为 SpeedNet 网络架构。第 1 层为标准卷积层，第 2、3 层为 Fire 卷积层，第 4~6 层为 Speed

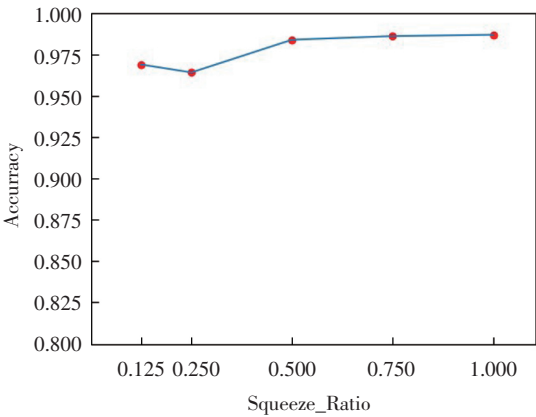


图 6 SQ 对检测准确率的影响

Fig.6 Influence of SQ on detection accuracy

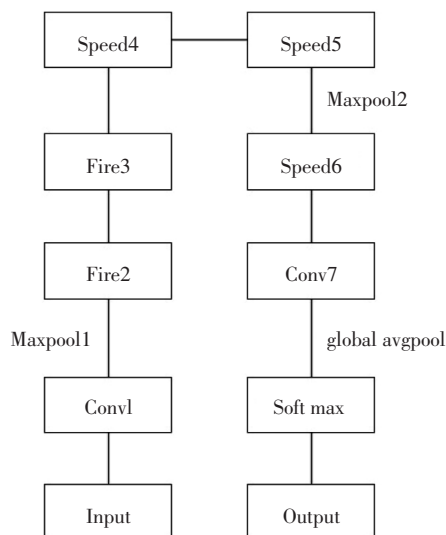


图 7 SpeedNet 网络架构

Fig.7 SpeedNet network architecture

卷积层,第 7 层为标准卷积层,第 2~6 层共享 SR,且 SR 的取值为 0.5.

传统的 CNN 结构最后一层会是全连接层,但是全连接层会导致过拟合,并且全连接层的参数数量巨大.本文通过全局平均层代替全连接层,可以避免过拟合和有效压缩参数模型.

3.4 网络变形

本文不仅对 Fire 模块中 Expend 层的 3×3 标准卷积进行替换,而且通过变换其他卷积模式获得变形结构.当 Expend 层的 3×3 卷积替换成 1×3 与 3×1 的变形卷积,得到第一种基本模块的变形 Speed_v1,图 8 所示.将 Expend 层卷积全部替换为深度可分离变形卷积,得到第二种基本模块的变形 Speed_v2,图 9 所示.

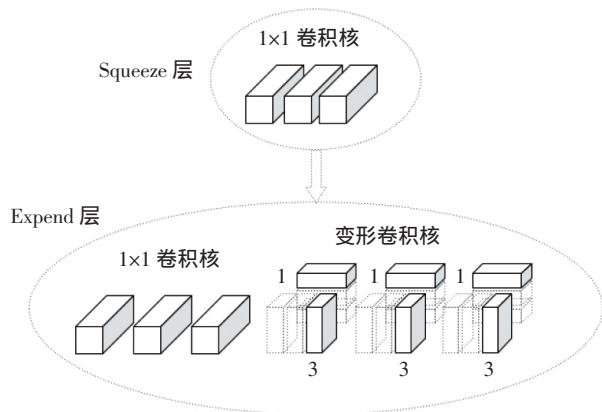


图 8 Speed_v1 网络结构

Fig.8 Speed_v1 network architecture

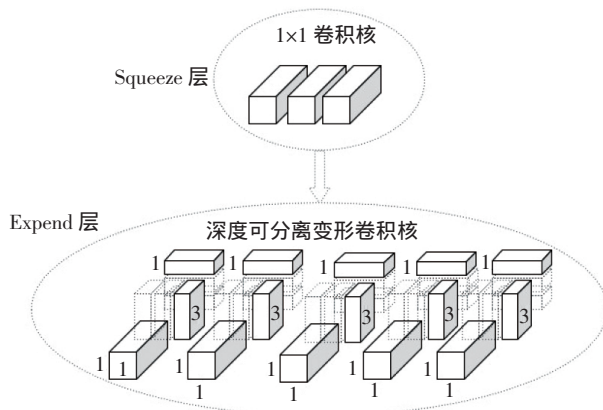


图 9 Speed_v2 网络结构

Fig.9 Speed_v2 network architecture

4 实验与分析

4.1 评测标准

本实验采用准确率(AC)、误报率(FPR)与时间(T)作为实验效果优劣评判标准:

$$AC = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (4)$$

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} \quad (5)$$

其中,TP 为被正确分类的攻击样本;TN 为被正确分类的正常样本;FP 为错误分类的正常样本;FN 为错误分类的攻击样本.

4.2 实验结果分析

本文首次尝试将 SqueezeNet 模型应用到 KDD99 数据集,并与本文提出的 SpeedNet 模型进行了对比实验.本实验训练样本 batch 设置为 40000,测试样本 batch 设置为 10000,使用 Adam 优化损失函数,dropout 参数设置为 0.5,学习率为 $1e-4$,压缩比率(SR)设置为 0.5,每一层的卷积核数与 SqueezeNet 模型一致.

由表 3 可以看出,提出的 SpeedNet 误报率比 CNN、RNN-IDS 要低,比 SqueezeNet 的误报率高 0.38% 的情况下,参数量降低了将近 3 倍,同时提出的两种变形框架也有较好的检测效果.新提出的 SpeedNet 误报率表现优于传统网络架构,其原因在于传统的神经网络架构由于参数量较大,在学习的过程中产生了过拟合现象;而优于 SqueezeNet 网络,其原因在于 SpeedNet 最大化降低学习参数的同时,纵向加深了网络学习的深度,有利于降低检测误报率.

由于检测时间存在着偶然性,所以为了控制变

表 3 误报率与参数对比

Tab.3 False positive rate and parameter comparison

网络结构	误报率(FPR)/%	参数量/ 10^5
CNN ^[21]	1.7	—
RNN-IDS ^[22]	1.89	—
SqueezeNet	0.68	2.20
SpeedNet	0.3	0.84
SpeedNet_v1	0.4	1.15
SpeedNet_v2	1.5	0.51

量 本文在复现已有的算法时,在不改变其核心思想的条件 下,控制 batch、网络层数、硬件设施等会影响检测时间的参数与本文保持一致,并进行多次试验取平均值。

由表 4 可以看出,SpeedNet 模型的 Test 精确度比 CNN 低 0.34%,比 RNN-IDS 高 0.44%。同时比 SqueezeNet 模型的精确度只减少了 0.21%,而检测效率相比 CNN、RNN-IDS 提升了约 2 倍,比 SqueezeNet 模型提升了约 3 倍。同时提出的第一种变形框架也取得了较好的检测结果,而第二种的 Test 精确度下降幅度较为明显,这也是裁剪参数带来的必要的牺牲。

表 4 精确度与检测时间对比

Tab.4 Comparison of accuracy and detection time

网络结构	Train 精确度 (AC_Train)/%	Test 精确度 (AC_Test)/%	检测时间(T)/s
CNN ^[21]	99.47	98.91	10 754
RNN-IDS ^[22]	99.53	98.13	11 444
SqueezeNet	99.44	98.78	16 147
SpeedNet	99.23	98.57	5 542
SpeedNet_v1	99.40	98.42	8 102
SpeedNet_v2	97.33	96.81	5 144

5 结 论

本文受 SqueezeNet 模型启发,在不改变 Fire 模块思想的条件 下,引入深度可分离变形卷积核,提出了 SpeedNet 模型,实现了不降低精确度的条件下,降低了误报率和提升了模型的检测效率,并在实验中验证了方法的有效性。但是在面对未知攻击时,检测效果往往较差,同时在对少量数据样本进行检测时,检测精确度降幅比较明显。下一步的计划是针对上述问题对模型进行优化,提高模型在较小数据集上

的泛化能力和对未知攻击的检测能力。

参考文献 :

[1] 卿斯汉,蒋建春,马恒太,等. 入侵检测技术研究综述[J]. 通信学报,2004,25(7):19-29.

[2] Krizhevsky A,Sutskever I,Hinton G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[C]//Advances in Neural Information Processing Systems. San Francisco: Margan Kaufmann,2012:1097-1105.

[3] Szegedy C,Liu W,Jia Y,et al. Going deeper with convolutions[J]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2015,12(5):1-9.

[4] Gong Y,Liu L,Yang M,et al. Compressing deep convolutional networks using vector quantization [J]. Computer Vision and Pattern Recognition,2014,23(72): 1412-1419.

[5] Wu J,Leng C,Wang Y,et al. Quantized convolutional neural networks for mobile devices[J]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2016,32(5):4820-4828.

[6] Vanhoucke V,Senior A,Mao M Z. Improving the speed of neural networks on CPUs[J]. Deep Learning and Unsupervised Feature Learning Workshop,2011,5(15):32-41.

[7] Courbariaux M,Bengio Y,David J P. Binaryconnect: training deep neural networks with binary weights during propagations[C]//Advances in Neural Information Processing Systems. San Francisco:Margan Kaufmann,2015:3123-3131.

[8] Courbariaux M,Hubara I,Soudry D,et al. Binarized neural networks: Training deep neural networks with weights and activations constrained to+ 1 or-1 [J]. Computer Vision and Pattern Recognition,2016,3(18):1602-1609.

[9] Chen W,Wilson J,Tyree S,et al. Compressing neural networks with the hashing trick[C]//International Conference on Machine Learning. St. Louis,USA: Department of Computer Science and Engineerin,2015:2285-2294.

[10] Li H,Kadav A,Durdanovic I,et al. Pruning filters for efficient convnets[J]. Computer Vision and Pattern Recognition,2016,3(42):1243-1250.

[11] Sindhwani V,Sainath T,Kumar S. Structured transforms for small-footprint deep learning[C]//Advances in Neural Information Processing Systems. San Francisco:Margan Kaufmann,2015:3088-3096.

[12] Rakhuba M V,Oseledets I V. Fast multidimensional convolution in low-rank tensor formats via cross approximation [J]. SIAM Journal on Scientific Computing,2015,37(2): A565-A582.

[13] Jaderberg M,Simonyan K,Zisserman A. Spatial transformer networks[C]//Advances in Neural Information Processing

(下转第 38 页)

很好满足管道在海上运输的要求. 在 $-24\text{ }^{\circ}\text{C}$ 条件下考察了制备的 MEG 凝胶的抗冻性能. 1 小时后 MEG 凝胶仍然呈现很好的流动性. 这是由于凝胶中 MEG 含量为 40%, 因此该 MEG 凝胶体系最低的冰点低于 $-24\text{ }^{\circ}\text{C}$.

3 结 论

本文研究了适用于水下跨接管的 MEG 凝胶体系的配方, 对影响凝胶性能的反应条件进行了研究. 开展了 MEG 凝胶的制备、产品性能(耐温、稳定性、抗冻性)评价等方面的研究工作. 结果表明, 通过调节体系的 pH 值可以实现 MEG 凝胶的粘度调控. 在 $30\sim 80\text{ }^{\circ}\text{C}$ 范围内 MEG 凝胶的表现粘度保持不变, 说明 MEG 凝胶具有良好的耐温性能. 凝胶在海水及纯 MEG 溶液中可以稳定存在 30 天. 抗冻试验表明凝胶最低的冰点可达到 $-24\text{ }^{\circ}\text{C}$ 以下. 该产品的性能能够满足南海南海荔湾气田群和流花油田群等深海油气田水下项目 MEG 凝胶现场灌注及管道运输及安装

的需要.

参考文献:

- [1] 郭兴伟, 肖德明, 肖易萍, 等. 水下跨接管制造测试国产化关键技术及展望[J]. 新技术新工艺, 2015, 10: 41-44.
- [2] 金向东, 林华春. 海上油气田水下生产系统的关键设备与技术[J]. 油气田地面工程, 2012, 31(4): 55-56.
- [3] 刘 锋. 天然气水合物诱因的海洋油气开发工程灾害[J]. 国际石油经济, 2010, 9: 63-67.
- [4] 秦志亮, 吴时国, 王志君, 等. 天然气水合物诱因的深水油气开发工程灾害风险[J]. 地球物理学进展, 2011, 26(4): 1279-1287.
- [5] Xie Y, Guo K, Liang D, et al. Gas hydrate fast nucleation from melting ice and quiescent growth along vertical heat transfer tube[J]. Science China Chemistry, 2005, 48: 75-82.
- [6] 杨军杰, 蒲春生. 集气管线天然气水合物生成理论模型及堵塞预测研究[J]. 天然气地球科学, 2004(6): 98-101.
- [7] 关中原. 硼交联水基冻胶压裂液的研究发展现状[J]. 西安石油学院学报, 1997, 12(1): 53-56.

(上接第 25 页)

- Syste-ms: Neural Information Processing Systems Conference. San Francisco: Morgan Kaufmann, 2015: 2017-2025.
- [14] Liu S, Cool P, Collart O, et al. The influence of the alcohol concentration on the structural ordering of mesoporous silica: cosurfactant versus cosolvent[J]. The Journal of Physical Chemistry B, 2003, 107(38): 10405-10411.
- [15] Tai C, Xiao T, Zhang Y, et al. Convolutional neural networks with low-rank regularization [J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2015, 23(43): 1046-1053.
- [16] Iandola F N, Han S, Moskewicz M W, et al. SqueezeNet: AlexNet-level accuracy with 50x fewer parameters and < 0.5 MB model size[J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2016, 1(10): 1402-1410.
- [17] Howard A G, Zhu M, Chen B, et al. Mobilenets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications [J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2017, 1(11): 1704-1715.
- [18] 吴建胜, 张文鹏, 马垣. KDDCUP99 数据集的数据分析研究[J]. 计算机应用与软件, 2014, 31(11): 321-325.
- [19] Zhang Y, Lin L, Wu K, et al. RFE-SVM for discrimination of Pericarpium Citri Reticulatae through chromatography [C]//International Conference on Machine Learning and Cybernetics (ICMLC). London, UK: IEEE, 2016.
- [20] 杨晨, 冯翔, 虞慧群. 基于多群体公平模型的特征选择算法[J]. 计算机研究与发展, 2015, 52(8): 1742-1756.
- [21] 丁红卫, 万良, 周康, 等. 基于深度卷积神经网络的入侵检测研究[J]. 计算机科学, 2019, 46(10): 173-179.
- [22] Yin C, Zhu Y, Fei J, et al. A deep learning approach for intrusion detection using recurrent neural networks[J]. Ieee Access, 2017, 5(1): 21954-21961.