

深度学习算法在 SAR 图像目标识别上的研究

周林

(重庆大学城市科技学院, 重庆, 402167)

基金项目: 重庆市本科高校大数据智能化类特色专业建设资助项目 (渝教高发 [2018]12 号)。

摘要: 机器学习是人工智能领域的重要技术, 在图像分类识别领域有突出的技术优势, 且运用广泛。随着计算机硬件技术的提升, 作为机器学习的重要发展趋势, 深度学习算法已成为计算机视觉领域最热门的方向之一。本文为探究深度学习算法中的卷积神经网络在 SAR 图像目标识别上的应用, 通过对卷积神经网络的改进, 以及网络传播过程的分析, 最后验证 SAR 图像识别的准确率。

关键词: 机器学习; SAR 图像; 深度学习; 卷积神经网络

DOI:10.16589/j.cnki.cn11-3571/tn.2020.22.024

0 引言

合成孔径雷达 (SAR) 成像是利用相干成像原理, 其与传统的光学成像原理具有明显的差异, 且 SAR 图像特征与光学图像有所不同, SAR 图像存在相干斑噪声, 这使其对图像识别与处理的算法上不同于传统光学图像处理的算法, 传统光学图像分析法在 SAR 图像处理中应用的效果不佳。随着 SAR 成像技术的不断提升, SAR 图像分辨率不断提高, 对应的更便捷有效的 SAR 图像解析算法则成为机器学习领域研究的热点。深度学习作为机器学习的重要组成部分, 在 SAR 图像分类目标识别中发挥重要的作用, 其中卷积神经网络 (CNN) 在解析 SAR 图像中发挥突出的优势, 其能够实现自动提取图像中深层特征。

1 卷积神经网络改进

1.1 卷积神经网络介绍

相对于传统的图像处理分类器而言, 卷积神经网络 (CNN) 在原始图像处理上具有突出的优势, 是一种典型的前馈人工神经网络, 其是神经网络在深度学习领域应用的典型代表。在原始图像处理上, 卷积神经网络不需要对图像进行针对性的预处理, 而是直接完成分类识别, 其可视为另一种形式的多层感知器。相对于传统的 BP 神经网络, CNN 在基础前端增加了多层神经元, 且层级间采用“部分联通网络”的方式, 有效解决了图像较大时, 多神经元计算问题。部分联通网络通过对输入层与隐藏层间连接的限制, 对神经元参数学习训练实现数量级的减少, 有效的降低了计算要求, 从而提升图像处理能力。图像处理中, 图像特征的提取至关重要, 提取到的一致性特征可应用到另一部分图像上, 这体现了 CNN 的学习能力。

1.2 卷积神经网络结构

卷积神经网络 (CNN) 相对于传统浅层网络具有更多的隐藏层, 这也是深度学习的一个重要特征。但是在实际运用中, 更多的隐藏层和全连接的方式会一定程度带来计算压力, 因此卷积神经网络隐藏层参数设计, 还需要结合具体运

用的实际要求, 合理减小计算压力。在普通要求下的 SAR 图像识别处理中, CNN 采用一层卷积层与一层下采样层的设计, 输出层网络的误差函数采用交叉熵误差函数。CNN 的网络拓扑结构设计中, 卷积层与池化层滤波器的数量随图像尺寸的减少而逐步增加, 初始化则采用随机初始化的方式, 初始化参数尽量较小, 便于学习更有效。在 CNN 网络中, 卷积层与池化层的输出 / 输入关系函数为:

$$poolingSize = imageSize + filterSize - 1$$

对于误差函数的表达, 在 logistic 回归中常用 MSE 作为交叉熵误差, 在没有正则化部分的前提下, 误差函数可表达为:

$$E(\theta) = \frac{1}{M} \sum_{j=0}^M y_i \log f(x_i, \theta) + \lambda \sum_{l=0}^L \sum_{u,v} \|W^{(l)}\|^2$$

其中, θ 表示要训练的参数, L 为网络层数, x 是输入图像, y 是其对应的标签。

1.3 卷积神经网络改进

Hinton 提出的 Dropout 策略中, 当一个原始图像较大时, 处理图像的神经元按照一定的概率随机“失效”, 进而最大限度的减小过拟合现象。卷积神经网络在 SAR 图像分类识别的实际应用中, 需要改进线性修正单元来提高网络对原始图像抽象特征的提取能力, 同时还需要选取 Adam 优化器来动态调整参数学习效率, 优化神经网络算法。

卷积神经网络处理图像的过程中, 当图像处理在卷积与池化后, 可选择运用线性修正单元作为激活函数来改善“梯度弥散”的缺点, 引入的 Leaky ReLU 函数表达为:

$$f(x) = \begin{cases} x, & x > 0 \\ ax, & x < 0 \end{cases}$$

在 Leaky ReLU 函数中, 对图像进行神经元计算时不会发生梯度弥散现象, 且改运算以非求微分运算, 求导运算较为简单, 并且修改了输入值小于零时的一个极小的常数, 这样会使神经网络运算时, 输入小于零时神经元不会处于“死亡”状态, 数据节点被激活, 梯度便能继续传播。

Adam 优化器的目的在于动态调整图像处理过程中神经

元参数的学习率,其本质是利用梯度的一阶距估计和二阶距估计对学习率进行偏值校正,使其在运算过程中始终处于平稳、确定的范围。Adam 优化器在卷积神经网络运用中表现出突出的优点,其适用参数的范围较大,且在运算中对内存的要求不高,占用较小的内容,实现不同参数学习率的调整。并且实践也表明,在卷积神经网络的优化算法中,Adam 优化器表现出显著效果。

2 网络传播及训练

2.1 卷积神经网络传播过程

反向传播过程是相对于卷积神经网络正向传播过程而言的,其是指从输出层开始往回调整权值参数的过程,反向传播是为了衡量神经元间敏感程度。反向传播中依据灵敏度结果对权值的调整是从 Softmax 层往回传播,依此经过输出层、池化层、卷积层等,最后确定卷积神经网络中每层灵敏度,其灵敏度关系为: $\delta^l = (W^{l+1})^T \delta^{l+1} \circ f'(u^l)$ 。

池化层梯度权值更新计算中误差函数的选择为交叉熵,那么 Softmax 层的输出层灵敏度关系函数为: $\delta^l = y - f(x)$ 。

2.2 卷积神经网络训练

通常对于 SAR 图像而言,卷积神经网络在处理该类图像时,虽然经过卷积与池化大大缩减了神经元处理过程中的参数个数,但依然需要大量参数参与计算,这就使得寻优问题解法依然是卷积神经网络训练中需要解决的重要课题。实际上,在寻找最优误差函数值的过程中,如果参数数据量变大时,函数计算雅可比行列式维度增加,寻优过程陷入局部最小值。因此为在实践中实现最优误差函数值,同时参考批量梯度下降法与随机梯度下降法的优点,然后集二者之优势,采用 Mini-batch SGD 算法,解决二者在实践运用中面临的困难和问题。具体算法公式为:

$$p_{i+1} = \alpha p_i - \beta \varepsilon \theta_i - \varepsilon \left\langle \frac{\partial E}{\partial \theta} \middle| \theta_i \right\rangle_{D_i}$$

$$\theta_{i+1} = \theta_i + p_{i+1}$$

其中, α 为动量系数, β 为权值衰减系数, ε 为学习效率。Mini-batch SGD 算法的优势表现在,当需要处理的图像数据库中的图像很多时,该算法同时借鉴了随机和批量的优势,在具体计算中采用一部分图像对全部参数进行迭代后再进行一次参数更新,这样的运算方法大大减轻了计算压力,提高了迭代速度。

3 实验及结论

在卷积神经网络改进之后,运用新的卷积神经网络算法在 MSTAR 图像库中进行验证,检验其对图像的识别效果。

训练图像切片的选取统一为成像角度为 17 度,共 7 种图像,每类随机 192 张,图片像素大小为 128×128, SAR 图像类型为二维灰度图像。从目标 SAR 图像中随机选取 100 张组成随机训练集作为测试, SAR 图像的随机展示中,不同角度与目标因素下,图像间视觉混淆性很强,而且受到相干斑噪声点的影响较大,直观视觉很难分辨图像,因而采用深度学习算法中的卷积神经网络算法进行测试。

在卷积神经网络算法应用于 SAR 图像识别处理中的检验实验前,先对 SAR 图像进行截取,获取中央部分,然后对获取的图像进行滤波处理,最后生成训练数据集。在实验中, epoch 设置为 9-12 次, Mini-batch 大小设置为 64,则该卷积神经网络完成一遍完整的训练集共有 21 次迭代过程。从实验过程来看,交叉熵误差从第一个 Mini-batch 开始,其数值呈上升趋势,随机初始化后第一批 Mini-batch 训练更新权值不一定适合第二类图像,但是随着寻优的不断进行,第二类图像、第三类图像……逐步进入神经网络时,由于权值不断更新,交叉熵误差快速下降,总体趋势沿着梯度下降的路径进行。实验过程中也显示,当 epoch 达到 5 的时候,交叉熵误差值开始出现趋于稳定的状态,这说明此时卷积神经网络算法对 SAR 图像的分类识别处理的精确度上升到了稳定状况,当误差函数值达到 0.8 以下时,改卷积神经网络算法对 SAR 图像的分类识别准确率已经达到 90% 以上。

从实验过程中发现,当卷积神经网络 (CNN) 卷积层滤波器根据 SAR 图像处理需求而设计为不同的个数时,每个滤波器输出的图像特征存在明显的差异。比如在本文实验中,卷积层 9 个滤波器输出结果显示,第一个滤波器输出和之后下采样输出结果,与第九个滤波器输出和下采样输出结果对比,不同滤波器所专注的图像特征存在明显差异,这说明当面对同一 SAR 图像集时,滤波器设置更多时,能够获得更多的图像目标特征,进而获得的分类识别效果则更佳。

实验过程的观察还发现,虽然滤波器设置更多时能够获取更多的图像目标特征,但实际上,在实验模型状态下,滤波器达到一个相对满意的状态后,比如 8 个滤波器,则能够获取一个满意的识别准确率,那么在这之后滤波器数量的增加对图像识别效果并无显著提升,反而给计算带来一定的困难,计算时间大大增加。这说明,对于特定的 SAR 图像集而言, CNN 卷积层滤波器存在一个合理的范围值,当滤波器数量设置为这个合理值时,既能取得良好的识别准确率,而且也能大大降低计算时间。

综上所述,深度学习算法中的卷积神经网络 (CNN)

(下转第 27 页)

面来说,更是需要软件的控制与调整。整个系统软件分为主程序模块和各个模块子程序,其中主控程序完成对各子程序模块的控制和协调,如图4所示,它主要分为以下几部分:

(1) 系统初始化子程序:对硬件系统中相应的工作模块如温湿度传感器、ADC模数转化、红外传感器,LCD显示、键盘等相应部件的工作状态进行自检。

(2) 三个数据采集子程序:调用相应的传感器输出信号,也就是对预设的环境参数的数据进行采集,具体的工作过程是间隔一定时间就对气体浓度,温湿度,人体检测数据进行一次信号采样。

(3) 数据存判断储报警子程序:对采集的数据进行修正比较判断。当气体浓度超标,温湿度超出设置的范围及存在异常的人体检测结果时,调用相关设备进行声光报警。当这些数据恢复正常时,取消报警。

(4) LCD显示子程序:据最终的数据处理判断结果将相应的家居环境检测数据分别送到相应的显示位置进行循环显示。

(5) 按键处理子程序:随时侦测有没有相应的按键被按下并采集按键值同时还要服务于环境参数范围的预先设定等。

系统软件代码使用C51语言进行编写并使用keil作为开发环境。软件编写后使用仿真工具Proteus进行联合调试,在通过调试没有问题之后再进行实际电路的搭建焊接与组装。然后实际电路系统试用的过程中发现问题再查找原因返回修改软件代码。就这样通过不断的仿真调试和实际电路的试用及修改的循环来最终解决系统中存在的问题,使系统

.....
(上接第66页)

经过针对性的改进后,在SAR图像识别处理中能够取得良好效果,而且与传统的神经网络相比,优化后的CNN能够有效减少运算量,降低对计算性能的要求,而且最终能够取得满意的SAR图像识别效果。

参考文献

- * [1] 徐丰,王海鹏,金亚秋.深度学习在SAR目标识别与地物分类中的应用[J].雷达学报.2017.2

.....
(上接第57页)

参考文献

- * [1] 王涛涛,贺德稳.应用型本科院校构建第二课堂实践教学体系研究[J].煤炭高等教育,2014(2):59-62.
- * [2] 徐航.浅析高职应用电子技术专业第二课堂电子设计类项目

真正能够达到合格可用的程度。

5 总结

本文研究设计基于模块化、层次化思维,通过单片机进行室内环境监测。其具体工作原理是基于单片机传感器采集室内温湿度等参数信息,并进行转换、传递、处理,能够在短时间内全面、系统、准确实现特定环境下温湿度、有害气体浓度等参数获取、加工、传递、反馈,从而完成适时监控,通过信息反馈预警尽早发现问题,采取措施进行防控,从而规避风险事件发生。以此来提升生活质量,改善日常居住环境,降低能耗,实现智能化与人性化。

参考文献

- * [1] 沙悦韬, 忻奕璐.不同建筑物的室内空气污染物监测及控制对策[C].上海市化学化工学会2008年度学术年会论文集,2008:37-39.
- * [2] 王翰平, 徐俊玺.一种基于STC89C52的室内空气检测系统[J], 数字技术与应用,2017(11):63-65.
- * [3] 王柏淇.基于单片机的智能家居环境监测系统设计[J].科学与财富,2019(22):25-26.
- * [4] 吉彦平, 孟实, 王小明, 王亚子.基于单片机的家庭环境参数监测系统[J].百科论坛电子杂志,2018(14):710.
- * [5] 岳锐.基于物联网的居家环境监测系统设计[D].太原j: 中北大学,2017.
- * [6] 王勇, 王梨英.基于单片机的环境检测系统的设计[J].电脑知识与技术:学术交流,2018(7):106.

- * [2] 邹浩, 林赞, 洪文.采用深度学习的多方位角SAR图像目标识别研究[J].信号处理.2018.5
- * [3] 冯秋晨, 彭冬亮, 谷雨.SAR变体目标识别的卷积神经网络法[J].中国图象图形学报.2019.2
- * [4] 崔福彬, 张茜, 雷俞承志, 尹伟石.基于深度学习的SAR图像目标识别算法[J].长春理工大学学报(自然科学版).2019.4
- * [5] 梁悻清, 王小华, 陈立福.基于深度学习的SAR目标检测方法[J].雷达科学与技术.2019.5

的设置与实施[J].科技资讯,2015(27):158-159.

- * [3] 陈军, 林振衡, 谢海鹤, 等.基于第二课堂的电子技术应用型人才培养体系的构建与实践[J].渭南师范学院学报,2016,31(6):26-31.