总结报告

姓 名: 张欣宇

学 号: 20205499

所在班级: 自动化 2003 班

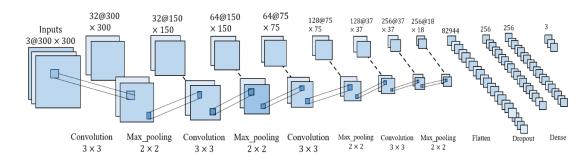
目 录

1.	模型基本框架	1
	1.1 手势识别 CNN 框架	1
	1.2 故障诊断 WDCNN 框架	1
2.	数据预处理	2
	2.1 手势识别数据采集	2
	2.2 手势识别数据处理	3
	2.3 轴承故障诊断数据处理	3
3.	特征提取与分类	4
	3.1 手势识别特征提取与分类	4
	3.2 轴承故障诊断特征提取与分类	5
4.	实验结果展示与分析	5
	4.1 手势识别实验结果展示与分析	5
	4.2 轴承故障诊断实验结果展示与分析	6
5.	项目研发启示	7

1. 模型基本框架

1.1 手势识别 CNN 框架

卷积神经网络(CNN)是深度学习领域一种常用的神经网络结构,由多层卷积层和池化层组成,通过模拟人类视觉系统,能够有效地提取图像特征。



该模型框架总共包含了 9 层网络,其中包括 4 个卷积层、4 个池化层和 1 个全连接层。其中每个卷积层通过使用不同数量的卷积核,分别提取了图像不同抽象层次的特征,池化层则用来压缩图像信息。全连接层将上一层的输出结果降维并映射到我们期望的分类数量,即三种手势姿态。该模型使用分类交叉熵作为损失函数,Adam 优化器对损失进行优化,并使用准确率、精确度和召回率等指标对模型效果进行评估。训练过程中还添加了一个回调函数,以便在每个 epoch结束时保存模型的权重参数。

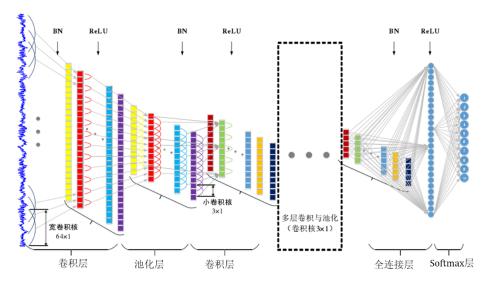
同时,还采用了 Dropout 技术,以防止过拟合,避免过多参数和过多计算,从而提高模型的泛化能力。

除此之外,该模型初始化了损失函数(categorical_crossentropy)、优化器(adam)和评估指标(accuracy,precision 和 recall)。其中 precision 主要用于度量正样本(即石头、剪刀和布)的预测精度,而 recall 主要用于衡量模型识别正样本的召回率。

1.2 故障诊断 WDCNN 框架

WDCNN第一层为大卷积核,目的是为了提取短时特征,其作用与短时傅里叶变换类似。不同点在于,短时傅里叶变换的窗口函数是正弦函数,而 WDCNN的第一层大卷积核,是通过优化算法训练得到,其优点是可以自动学习面向诊断的特征,而自动去除对诊断没有帮助的特征。

为了增强 WDCNN 的表达能力,除第一层外,其与卷积层的卷积核大小均为 3×1。由于卷积核参数少,这样有利于加深网络,同时可以抑制过拟合。每层卷积操作之后均进行批量归一化处理 BN(Batch Normalization),然后进行 2×1 的最大值池化。其中,BN 目的是减少内部协变量转移,提高网络的训练效率,增强网络的泛化能力。



该模型使用 Adam 优化器来优化预测结果,在模型训练中使用了交叉熵损失函数来计算预测值与真实值之间的差异,并且在训练过程中记录了准确率作为指标来评估模型性能。在每个 epoch 结束时,模型会保存最佳的模型权重到指定的文件路径中,以供后续测试或使用。

2. 数据预处理

2.1 手势识别数据采集

拍摄每类手势各 50 张加入原始数据中,将手势图像数据存储在一个文件夹中,其中每个子文件夹对应一个手势类别,每个子文件夹中包含该类别的手势图像。

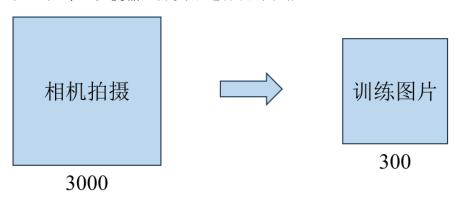


2.2 手势识别数据处理

1、使用 Python 脚本,将所有手势图像文件按照[8:1:1]的比例随机地分配 到训练集、验证集和测试集子文件夹中。



2、对于所有数据,进行预处理操作,包括缩放到固定尺寸、均值归一化和标准差归一化等,以便输入分类器进行训练和推理。



3、使用 Keras 库中的 ImageDataGenerator 类对训练集图像进行数据增强,包括旋转、缩放、水平翻转等。

2.3 轴承故障诊断数据处理

1、将数据拆分为 9 个 mat 文件, 便于在 python 中进行数据处理



2、使用 Python 脚本,读取保存该 mat 文件的文件夹,获取其中所有文件中

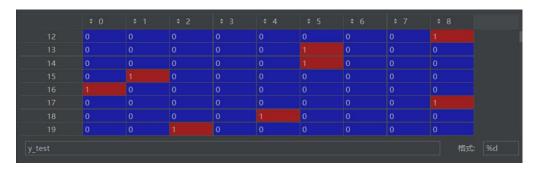
的 data 矩阵, 并将这些矩阵存储在一个数组中。

```
data = {ndarray: (9,)} [array([[ 0.22269856, 0.07741674, -0.09738545],
```

3、计算数据列表的长度,根据测试集占比计算训练集和测试集的切分位置, 针对每个信号,利用编码采样的方法,得到相应的训练集和测试集。

```
x_test = {ndarray: (900, 1024, 3)} [[[
x_train = {ndarray: (7200, 1024, 3)}
x_valid = {ndarray: (900, 1024, 3)} [[
```

4、为训练集、测试集打上标签并用 One-hot 方式编码。



3. 特征提取与分类

3.1 手势识别特征提取与分类

在前几个卷积层中,每个卷积核会检测输入图像的不同局部特征,例如边缘、 纹理和颜色等信息,这样就可以提取到输入图像中的低级别特征。同时,池化操 作会缩减特征图的尺寸,减少计算量,并保留有用的特征信息。

然后,通过更深层次的卷积层,网络可以学习到更加复杂的图像特征,例如 纹理、形状、模式和对象等信息,最终得到的特征表示将包含输入图像中的高级 别特征。

最后,通过展平层将特征图展平成一维向量,并通过一个具有多个神经元的全连接层进行分类输出。在全连接层后面添加一个 Dropout 层可以减少过拟合现象的发生,在输出层使用 softmax 函数来输出一个概率分布,以便分类。分类的结果会使用分类交叉熵作为损失函数进行优化。

手部的特征提取和分类是通过卷积神经网络的多个卷积层、池化层和全连接

层来实现的,这些层的组合可以从输入图像中提取有用的特征,并将这些特征用于分类。

3.2 轴承故障诊断特征提取与分类

特征提取和分类是通过一维卷积层进行的,一维卷积层是一种特殊的卷积层,适用于序列型数据,如时间序列、信号序列等。

该模型通过多个卷积层构成一条特征提取网络,这些卷积层分别使用不同的 卷积核来检测输入信号中的不同特征。通过更深层次的卷积层,网络可以学习到 输入信号中更加复杂的特征,例如频率、幅值和相关系数等等。

卷积层的特征提取过程是在卷积核与输入信号做卷积形成特征映射后,再通过激活函数进行非线性变换。所有卷积层使用的都是 ReLU 激活函数,它在输入信号非负时仍能保持单调增加的性质,在训练过程中有利于减缓梯度消失和增加模型的非线性度。

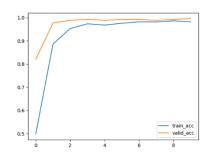
特征提取后,卷积层的输出将传递到全连接层,全连接层会把特征向量折叠成一个一维向量,并连接到一个单独的全连接层。全连接层的输出用于分类,输出层通过 softmax 函数将结果转换成类别概率,并使用交叉熵损失函数对模型进行优化。该网络的分类层有 4 个神经元,分别对应于四种故障类型,输出对应的概率值。

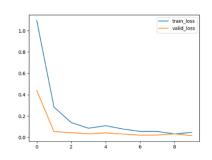
最后通过一维卷积层进行特征提取,然后使用全连接层进行分类。在卷积层中,每个卷积核负责检测输入信号中的某个独特特征,通过多层卷积层堆叠,网络可以逐层获取信号的更高级别的抽象特征,有效地提高了特征的表达能力。

4. 实验结果展示与分析

4.1 手势识别实验结果展示与分析

经过多次参数调整和模型训练,得到了一个最终的准确率在 99% 以上的 CNN 模型。





测试图片分类准确率为100%,展示如下:



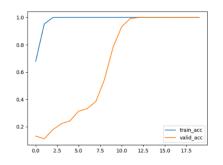
以上测试图片分类均正确分类结果如下:

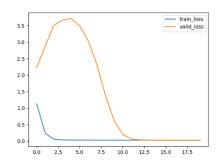
paper6.png的分类结果为: paper paper7.png的分类结果为: paper paper_zxy.jpg的分类结果为: paper rock6.png的分类结果为: rock rock8.png的分类结果为: rock

rock_zxy.jpg的分类结果为: rock scissors6.png的分类结果为: scissors scissors9.png的分类结果为: scissors scissors zxy.jpg的分类结果为: scissors

4.2 轴承故障诊断实验结果展示与分析

经过多次参数调整和模型训练,得到了一个最终的准确率在 99% 以上的 CNN 模型。





对测试数据的测试结果部分如下:

	А
1	Prediction_
2	BL21
3	IR14
4	OR14
5	OR14
6	OR07
7	OR07
8	IR21
9	IR14
10	OR07
11	BL21
12	OR07
13	BL21
14	IR14
15	IR14
10)

5. 项目研发启示

在自动化工程中,涉及大量的数据处理和分析任务,例如传感器数据采集、 实时监测、控制指令下发等等,这些任务可以借鉴深度学习、卷积神经网络等技术进行数据分析和处理,提高自动化系统的性能和可靠性。

在自动化工程中,涉及到的生产物料、生产工艺等多方面的信息需要进行有效的管理和控制,这可以采用物联网技术、数据处理技术以及智能算法进行自动 化决策和控制,提高生产效率和质量。