#### 昇腾创新实践课

# MNIST 手写体识别实验手册



华为技术有限公司

#### 版权所有 © 华为技术有限公司 2021。 保留一切权利。

非经本公司书面许可,任何单位和个人不得擅自摘抄、复制本文档内容的部分或全部,并不得以任何形式传播。

#### 商标声明

₩₩ HUAWE:和其他华为商标均为华为技术有限公司的商标。

本文档提及的其他所有商标或注册商标,由各自的所有人拥有。

#### 注意

您购买的产品、服务或特性等应受华为公司商业合同和条款的约束,本文档中描述的全部 或部分产品、服务或特性可能不在您的购买或使用范围之内。除非合同另有约定,华为公 司对本文档内容不做任何明示或暗示的声明或保证。

由于产品版本升级或其他原因,本文档内容会不定期进行更新。除非另有约定,本文档仅作为使用指导,本文档中的所有陈述、信息和建议不构成任何明示或暗示的担保。

## 华为技术有限公司

地址: 深圳市龙岗区坂田华为总部办公楼 邮编: 518129

网址: http://e.huawei.com



# 目录

1	买验坏境介绍	2
	实验介绍	
	.1 关于本实验	
	.2 实验环境介绍	
2	MNIST 手写体识别实验	3
	实验介绍	
	.1 关于本实验	
	2 实验目的	
	3 背景知识	
2.1	4 实验设计	4
2.2	2 实验过程	4
2.2	.1 环境准备	4
2.2	2.2 数据处理	5
2.2	2.3 网络定义	6
2.2	.4 模型训练	7
	2.5 模型评估	
	1.6 效果展示	
	,实验总结	
2./	,思考题	9



# **1** 实验环境介绍

# 1.1 实验介绍

## 1.1.1 关于本实验

本实验使用 MindSpore 深度学习框架, 进行网络搭建、数据处理、网络训练和测试, 完成 MNIST 手写体识别任务。

# 1.1.2 实验环境介绍

实验、介绍、难度、软件环境、硬件环境:

表 1-1 实验环境介绍

实验	实验介绍	难度	软件环境	开发环境
MNIST手写体 识别实验	基于MindSpore的进阶操作,使用MNIST数据集搭建卷积神经网络LeNet5,进行模型训练及评估;	简单	Python3.7 MindSpore1.2.1 Numpy 1.17.5	PC机



# **2** MNIST 手写体识别实验

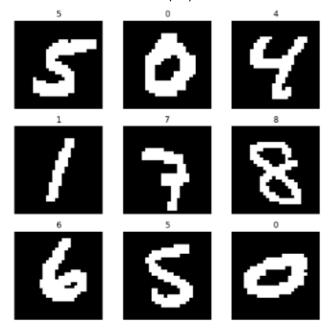
## 2.1 实验介绍

## 2.1.1 关于本实验

本实验使用 MindSpore 深度学习框架, 进行网络搭建、数据处理、网络训练和测试, 完成 MNIST 手写体识别任务。

#### 数据集介绍:

- MNIST 数据集来自美国国家标准与技术研究所, National Institute of Standards and Technology(NIST),数据集由来自 250 个不同人手写的数字构成,其中 50%是高中学生,50% 来自人口普查局(the Census Bureau)的工作人员。
- 训练集: 60000, 测试集: 10000
- MNIST 数据集可在 http://yann.lecun.com/exdb/mnist/ 获取。



## 2.1.2 实验目的

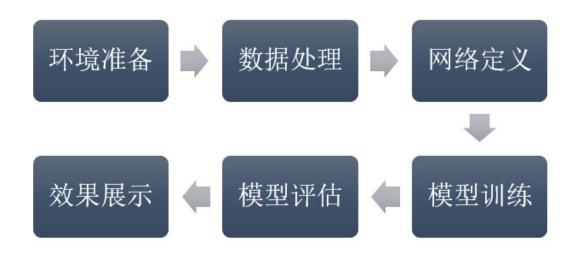
- 理解 MindSpore 开发基本流程。
- 理解 MindSpore 常用模块的功能。
- 掌握 MindSpore 的基础操作。
- 掌握卷积神经网络的搭建。



## 2.1.3 背景知识

卷积神经网络知识,MindSpore 基础知识,MindSpore 进阶知识,图像数据预处理,LeNet5 卷 积神经网络结构。

## 2.1.4 实验设计



## 2.2 实验过程

## 2.2.1 环境准备

MindSpore 模块主要用于本次实验卷积神经网络的构建,包括很多子模块。

- mindspore.dataset:包括 MNIST 数据集的载入与处理,也可以自定义数据集。
- mindspore.common:包中会有诸如 type 形态转变、权重初始化等的常规工具。
- mindspore.nn:主要包括网络可能涉及到的各类网络层,诸如卷积层、池化层、全连接层, 也包括损失函数,激活函数等。
- Model:承载网络结构,并能够调用优化器、损失函数、评价指标。

#### 代码:

#### # mindspore.dataset

import mindspore.dataset as ds # 数据集的载入

import mindspore.dataset.transforms.c\_transforms as C # 常用转化算子 import mindspore.dataset.vision.c\_transforms as CV # 图像转化算子

#### # mindspore.common

from mindspore.common import dtype as mstype # 数据形态转换 from mindspore.common.initializer import Normal # 参数初始化

#### # mindspore.nn

import mindspore.nn as nn # 各类网络层都在 nn 里面

from mindspore.nn.metrics import Accuracy # 测试模型用



from mindspore import Model # 承载网络结构

# os 模块处理数据路径用

import os

# numpy

import numpy as np

### 2.2.2 数据处理

定义数据预处理函数。

函数功能包括:

- 1. 加载数据集
- 2. 打乱数据集
- 3. 图像特征处理(标准化、通道转换等)
- 4. 批量输出数据
- 5. 重复

#### 代码:

```
def create_dataset(data_path, batch_size=32):
   数据预处理与批量输出的函数
   Args:
       data_path: 数据路径
       batch_size: 批量大小
   # 定义数据集
   data = ds.MnistDataset(data_path)
   # 打乱数据集
   data = data.shuffle(buffer_size=10000)
   # 数据标准化参数
   # MNIST 数据集的 mean = 33.3285, std = 78.5655
   mean, std = 33.3285, 78.5655
   # 定义算子
   nml_op = lambda x : np.float32((x-mean)/std) # 数据标准化,image = (image-mean)/std
   hwc2chw_op = CV.HWC2CHW() # 通道前移(为配适网络, CHW 的格式可最佳发挥昇腾芯片算力)
   type_cast_op = C.TypeCast(mstype.int32) # 原始数据的标签是 unint, 计算损失需要 int
```



#### # 算子运算

data = data.map(operations=type\_cast\_op, input\_columns='label')

data = data.map(operations=nml\_op, input\_columns='image')

data = data.map(operations=hwc2chw\_op, input\_columns='image')

#### # 批处理

data = data.batch(batch\_size)

#### # 重复

data = data.repeat(1)

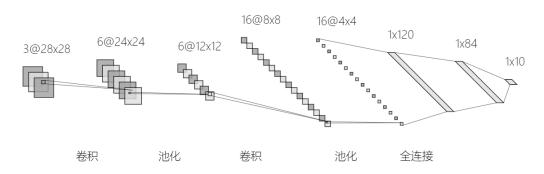
return data

## 2.2.3 网络定义

参考 LeNet 网络结构,构建网络:

LeNet-5 出自论文《Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition》,原本是一种用于手写体字符识别的非常高效的卷积神经网络,包含了深度学习的基本模块:卷积层,池化层,全连接层。

本实验将参考 LeNet 论文, 建立以下网络:



- INPUT(输入层): 输入 28\*28 的图片。
- C1 (卷积层): 选取 6 个 5\*5 卷积核(不包含偏置),得到 6 个特征图,每个特征图的一个边为 28-5+1=24。
- S2(池化层): 池化层是一个下采样层, 输出 12\*12\*6 的特征图。
- C<sub>3</sub> (卷积层): 选取 16 个大小为 5\*5 卷积核,得到特征图大小为 8\*8\*16。
- S4(池化层): 窗口大小为 2\*2, 输出 4\*4\*16 的特征图。
- F5(全连接层): 120个神经元。
- F6 (全连接层): 84 个神经元。
- OUTPUT (输出层): 10 个神经元, 10 分类问题。

#### 代码:

class LeNet5(nn.Cell):



```
# 定义算子
def __init__(self, num_class=10, num_channel=1):
    super(LeNet5, self).__init__()
    # 卷积层
    self.conv1 = nn.Conv2d(num_channel, 6, 5, pad_mode='valid')
    self.conv2 = nn.Conv2d(6, 16, 5, pad_mode='valid')
    # 全连接层
    self.fc1 = nn.Dense(4 * 4 * 16, 120, weight_init=Normal(0.02))
    self.fc2 = nn.Dense(120, 84, weight_init=Normal(0.02))
    self.fc3 = nn.Dense(84, num_class, weight_init=Normal(0.02))
    # 激活函数
    self.relu = nn.ReLU()
    # 最大池化层
    self.max_pool2d = nn.MaxPool2d(kernel_size=2, stride=2)
    # 网络展开
    self.flatten = nn.Flatten()
# 建构网络
def construct(self, x):
    x = self.conv1(x)
    x = self.relu(x)
    x = self.max_pool_2d(x)
    x = self.conv_2(x)
    x = self.relu(x)
    x = self.max_pool_2d(x)
    x = self.flatten(x)
    x = self.fc1(x)
    x = self.relu(x)
    x = self.fc2(x)
    x = self.relu(x)
    x = self.fc3(x)
    return x
```

## 2.2.4 模型训练

### 步骤 1 载入数据集

代码:

```
train_path = os.path.join('data','train') # 训练集路径
train_data = create_dataset(train_path) # 定义训练数据集
test_path = os.path.join('data','test') # 测试集路径
```



#### test\_data = create\_dataset(test\_path) # 定义测试数据集

#### 步骤 2 构建网络

构建网络、选择损失函数、优化器、模型。

代码:

```
# 网络
net = LeNet5()

# 损失函数
net_loss = nn.SoftmaxCrossEntropyWithLogits(sparse=True, reduction='mean')

# 优化器
lr = 0.01
momentum = 0.9
net_opt = nn.Momentum(net.trainable_params(), lr, momentum)

# 模型
model = Model(net, net_loss, net_opt, metrics={'accuracy': Accuracy()})
```

### 步骤 3 训练模型

代码:

model.train(3, train\_data) # 训练 3 个 epoch

## 2.2.5 模型评估

查看模型在测试集的准确率。

代码:

model.eval(test\_data)# 测试网络

输出:

{'accuracy': 0.981}

## 2.2.6 效果展示

代码:

```
data_path=os.path.join('data', 'test')

ds_test_demo = create_dataset(test_path, batch_size=1)

for i, dic in enumerate(ds_test_demo.create_dict_iterator()):
    input_img = dic['image']
    output = model.predict(input_img)
    predict = np.argmax(output.asnumpy(),axis=1)[o]
    if i>g:
        break
```



#### print('True: %s, Predicted: %s'%(dic['label'], predict))

#### 输出:

```
True: [2], Predicted: 2
True: [0], Predicted: 0
True: [9], Predicted: 2
True: [9], Predicted: 9
True: [7], Predicted: 7
True: [8], Predicted: 8
True: [8], Predicted: 8
True: [2], Predicted: 2
True: [2], Predicted: 2
True: [4], Predicted: 5
True: [4], Predicted: 4
```

# 2.3 实验总结

本实验介绍了 MindSpore 在图像数据集上的应用, 使用 MNIST 手写体数据集搭建 LeNet5 卷积神经网络, 让学员熟悉 MindSpore 的进阶用法, 掌握 MindSpore 开发的流程。

## 2.4 思考题

- 1. 请描述 MindSpore 的基础数据处理流程。
- 答:数据加载 > shuffle > map > batch > repeat。
- 2. 定义网络时需要继承哪一个基类?
- 答: mindspore.nn.Cell。
- 3. 定义网络时有哪些必须编写哪两个函数?
- 答: \_\_init\_\_(), construct()。
- 4. 思考 3 中提到的两个函数有什么用途?
- 答:一般会在\_\_init\_\_()中定义算子,然后在 construct()中定义网络结构。\_\_init\_\_()中的语句由 Python 解析执行;construct()中的语句由 MindSpore 接管,有语法限制。