1 实验介绍

深度学习(DL, Deep Learning)是机器学习(ML, Machine Learning)领域中一个新的研究方向，它被引入机器学习使其更接近于最初的目标——人工智能(AI, Artificial Intelligence)。本实验主要涉及深度学习中的卷积神经网络，将利用华为 MindSpore 深度学习框架实现 MNIST 手写体识别实验。

1.1 实验目的

本章实验的主要目的是了解并掌握深度学习卷积神经网络相关基础知识，在此基础上，基于华为自研 MindSpore 深度学习框架构建网络模型，实现图像识别相关任务，使大家能熟悉并掌握使用 MindSpore 深度学习框架实现深度学习实验任务。

1.2 实验清单

表格：实验、简述、难度、软件环境、硬件环境。

实验	简述	难度	软件环境	开发环境
手写体图片识别实验	基于MindSpore深度学习框架搭建LeNet网络，完成手写体数字识别。	初级	Python3.7 Mindspore1.7	ModelArts / PC 64bit

1.3 实验开发环境

- Mindspore-1.7（云端）
- MindSpore-1.7（本地）

若选择在华为云 ModelArts 上快速搭建开发环境，可参考文末附录：ModelArts 开发环境搭建。

若选择在本地搭建 MindSpore 开发环境进行实验，请参考《MindSpore 环境搭建实验手册》。

2 MNIST 手写体识别实验

实验要求：请编程实现一个 MNIST 图片分类实现，补充 2.3 步骤中缺失的代码。本文档以学号-姓名的命名提交到智慧树平台。

2.1 实验介绍

请使用 MindSpore 深度学习框架实现一个简单的图片分类实验，整体流程如下：

1、 处理需要的数据集，这里使用了 MNIST 数据集。

2、 定义一个网络，这里我们使用 LeNet 网络。

3、 定义损失函数和优化器。

4、 加载数据集并进行训练，训练完成后，查看结果及保存模型文件。

5、 加载保存的模型，进行推理。

6、 验证模型，加载测试数据集和训练后的模型，验证结果精度。

2.2 实验准备

后续过程主要介绍在华为云 ModelArts 平台上运行此实验，如果在本地运行此实验，请参考章节 1.3《MindSpore 环境搭建实验手册》在本地安装 MindSpore。

2.3 实验详细设计与实现

2.3.1 数据准备

我们示例中用到的 MNIST 数据集是由 10 类 28*28 的灰度图片组成，训练数据集包含 60000 张图片，测试数据集包含 10000 张图片。

数据集可通过以下链接下载：

https://zhuanyejianshe.obs.cn-north-4.myhuaweicloud.com/chuangxinshijianke/cv-nlp/MNIST.zip，在浏览器打开链接即可下载数据集，也可以通过手写数字识别官方网站下载数据集，具体步骤如下：

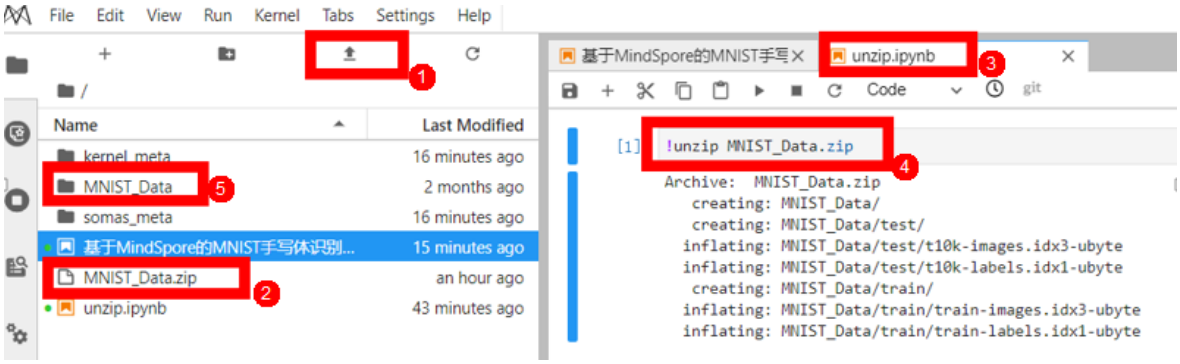
- MNIST 数据集下载页面：http://yann.lecun.com/exdb/mnist/。页面提供 4 个数据集下载链接，其中前 2 个文件是训练数据需要，后 2 个文件是测试结果需要。
- 将数据集下载并解压到本地路径下，这里将数据集解压分别存放到工作区的./MNIST_Data/train、./MNIST_Data/test 路径下。

目录结构如下：

```
└─MNIST_Data
    ├─ test
    │      t10k-images.idx3-ubyte
    │      t10k-labels.idx1-ubyte
```

```
    |
    └── train
            train-images.idx3-ubyte
            train-labels.idx1-ubyte
```

- 准备好数据后，将 MNIST_Data 数据文件夹压缩(.zip 格式)，然年上传到 modelarts 平台 notebook 开发界面，如下所示。
- 点击上传按钮，将 MNIST_Data.zip 压缩文件上传，然后创建一个 notebook 文件，如图中的 unzip.ipynb，使用命令”!unzip MNIST_Data.zip”解压压缩文件，刷新后可以在左边栏中看到 MNIST_Data 文件夹。



2.3.2 实验步骤

步骤 1　导入 Python 库&模块并配置运行信息

在使用前，导入需要的 Python 库。

目前使用到 os 库，为方便理解，其他需要的库，我们在具体使用到时再说明。

详细的 MindSpore 的模块说明，可以在 MindSpore API 页面中搜索查询。

可以通过 context.set_context 来配置运行需要的信息，譬如运行模式、后端信息、硬件等信息。

导入 context 模块，配置运行需要的信息。

```
import os
import mindspore as ms
import mindspore.context as context
#transforms.c_transforms 用于通用型数据增强，vision.c_transforms 用于图像类数据增强
import mindspore.dataset.transforms.c_transforms as C
import mindspore.dataset.vision.c_transforms as CV
#nn 模块用于定义网络，model 模块用于编译模型，callback 模块用于设定监督指标
from mindspore import nn
from mindspore.train import Model
from mindspore.train.callback import LossMonitor
#设定运行模式为图模式，运行硬件为昇腾芯片
context.set_context(mode=context.GRAPH_MODE, device_target=CPU) # Ascend, CPU, GPU
```

在样例中我们配置样例运行使用图模式。根据实际情况配置硬件信息，譬如代码运行在 Ascend AI 处理器上，则 device_target 选择 Ascend，代码运行在 CPU、GPU 同理。详细参数说明，请参见 context.set_context 接口说明。

步骤 2　数据处理

数据集对于训练非常重要，好的数据集可以有效提高训练精度和效率。在加载数据集前，我们通常会对数据集进行一些处理。

定义数据集及数据操作

我们定义一个函数 create_dataset 来创建数据集。在这个函数中，我们定义好需要进行的数据增强和处理操作：

1. 定义数据集。
2. 定义进行数据增强和处理所需要的一些参数。
3. 根据参数，生成对应的数据增强操作。
4. 使用 map 映射函数，将数据操作应用到数据集。
5. 对生成的数据集进行处理。

```
#根据数据集存储地址，生成数据集
#函数参数设置：数据集路径、每个批次的样本（默认为 32）、每个 epoch 开始之前是否随机打乱数据（默认为 True）、数据加载时的并行工作者数量（默认为 4）
 def create_dataset(data_dir, batch_size=32, shuffle=True, num_parallel_workers=4):
     # 定义数据集
     dataset = ds.MnistDataset(data_dir, num_parallel_workers=num_parallel_workers)

     # 数据增强和处理参数
        resize_op = CV.Resize(size=(32, 32))             # 调整图像大小为 (32, 32)
        normalize_op = CV.Rescale(1.0 / 255.0, 0.0)          # 将像素值从[0, 255]缩放到 [0, 1] 的范围
        dtype_op = C.TypeCast(mstype.int32)                  # 将标签数据类型转换为 int32
        change_channels_op = CV.HWC2CHW()                    # 转换通道顺序，从 HWC 到 CHW


     # 应用数据处理操作
     dataset = dataset.map(operations=dtype_op, input_columns="label", num_parallel_workers=4)
     dataset = dataset.map(operations=[resize_op, normalize_op, change_channels_op], input_columns="image",
                                        num_parallel_workers=4)

     # 对数据集进行 shuffle 操作
     if shuffle:
          dataset = dataset.shuffle(buffer_size=1000)

     # 设置 batch_size，并丢弃不足 batch_size 的数据
     dataset = dataset.batch(batch_size, drop_remainder=True)

     return dataset
```

其中，

batch_size：每组包含的数据个数，现设置每组包含 32 个数据。

先进行修改图片尺寸，归一化，修改图像频道数等工作，再修改标签的数据类型。最后进行 shuffle 操作，同时设定 batch_size，设置 drop_remainder 为 True，则数据集中不足最后一个 batch 的数据会被抛弃。

MindSpore 支持进行多种数据处理和增强的操作，各种操作往往组合使用，具体可以参考数据处理与数据增强章节。

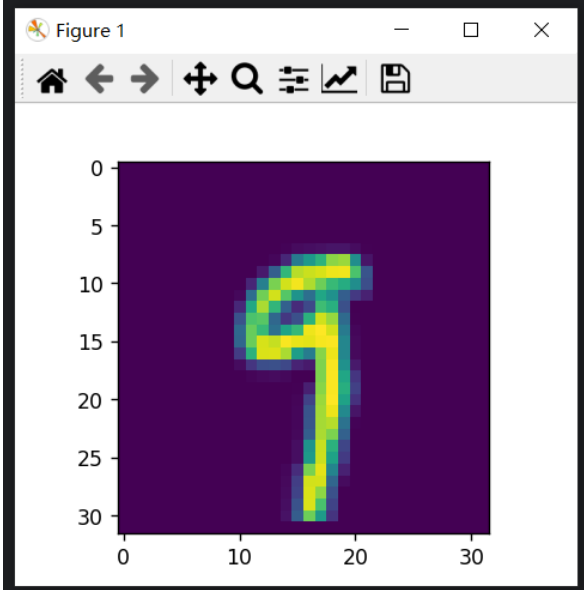
```
# 运行函数 查看结果
train_data_dir = 'C:\\Users\\hkhk3\\Desktop\\file\\pythonProject\\MNIST_Data\\train'
test_data_dir = 'C:\\Users\\hkhk3\\Desktop\\file\\pythonProject\\MNIST_Data\\test'
batch_size = 32
train_dataset = create_dataset(train_data_dir, batch_size=batch_size, shuffle=True, num_parallel_workers=4)
test_dataset = create_dataset(test_data_dir, batch_size=batch_size, shuffle=True, num_parallel_workers=4)
data_next=train_dataset.create_dict_iterator(output_numpy=True).__next__()

print('训练数据集数量：', train_dataset.get_dataset_size())
print('测试数据集数量：', test_dataset.get_dataset_size())

print('通道数/图像长/宽：', data_next['image'].shape)
print('一组图像的标签样式：', data_next['label'])

plt.figure()
plt.imshow(data_next['image'][0,0, ...])
plt.grid(False)
plt.show()
```

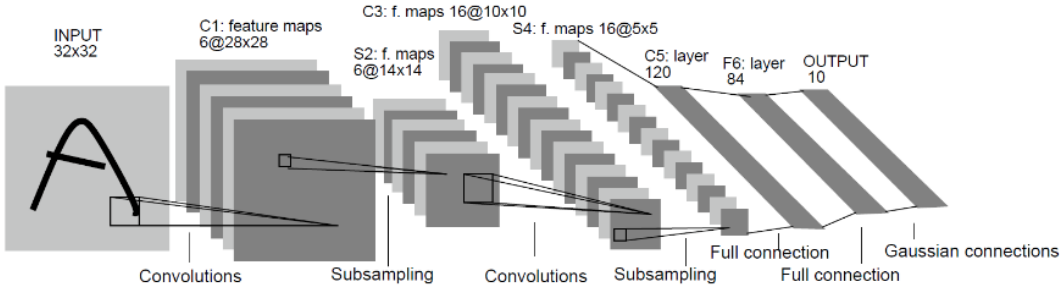
```
训练数据集数量： 1875
测试数据集数量： 312
通道数/图像长/宽： (32, 1, 32, 32)
一组图像的标签样式： [9 4 2 4 4 0 2 9 0 3 7 9 7 0 1 1 1 8 7 2 4 2 8 2 1 9 0 1 9 3 1 6]
```



步骤3　定义网络

我们选择相对简单的 LeNet 网络。LeNet 网络不包括输入层的情况下，共有 7 层：2 个卷积层、2 个下采样层（池化层）、3 个全连接层。每层都包含不同数量的训练参数，如下图所示：

LeNet-5



更多的 LeNet 网络的介绍不在此赘述，希望详细了解 LeNet 网络，可以查询 http://yann.lecun.com/exdb/lenet/。

使用 MindSpore 定义神经网络需要继承 mindspore.nn.cell.Cell。Cell 是所有神经网络（Conv2d 等）的基类。

神经网络的各层需要预先在__init__方法中定义，然后通过定义 construct 方法来完成神经网络的前向构造。按照 LeNet 的网络结构，定义网络各层如下：

```
#定义模型结构，MindSpore 中的模型时通过 construct 定义模型结构，在__init__中初始化各层的对象

class Identification_Net(nn.Cell):
    def __init__(self, num_class=10, channel=1, dropout_ratio=0.5, trun_sigma=0.02):
        super(Identification_Net, self).__init__()
        self.num_class = num_class
        self.channel = channel
        self.dropout_ratio = dropout_ratio

        # 设置卷积层
        # 第一个参数是输入通道数，根据输入数据来设置
        # 第二个参数是输出通道数，即特征映射的数量（6）
        # 第三个参数是卷积核的大小（5*5）
        # 第四个参数是卷积操作时滑动卷积核的步幅。幅为 1，表示卷积核每次移动一个像素
        # 第五个参数是用于输入特征图周围的零填充数量，以控制输出特征图的尺寸。填充为 0，意味着没有填充。
        # 第六个参数是填充模式，用于控制填充的方式。设置 "valid"，表示使用有效卷积，即没有填充。
        # 输出高度 = [(输入高度 - 卷积核高度 + 2 * 填充高度) / 步幅] + 1。即 28 = (32 - 5 + 2 * 0) + 1
        self.c1 = nn.Conv2d(in_channels=self.channel, out_channels=6,
                            kernel_size=5,stride=1, padding=0,
                            pad_mode="valid")
        self.c3 = nn.Conv2d(in_channels=6, out_channels=16,
                            kernel_size=5,stride=1, padding=0,
                            pad_mode="valid")

        # 设置 ReLU 激活函数
        self.relu = nn.ReLU()
```

```
        # 设置最大池化层
        # 将每个 2x2 区域压缩为一个单一的值。
        self.s2 = nn.MaxPool2d(kernel_size=2, stride=2)
        self.s4 = nn.MaxPool2d(kernel_size=2, stride=2)

        # 创建一个用于将特征图展平的层
        self.flatten = nn.Flatten()

        # 设置全连接层
        # 第一个参数为输入的特征数
        # 第一个参数为输出的特征数
        self.c5 = nn.Dense(16 * 5 * 5, 120, weight_init=TruncatedNormal(trun_sigma))
        self.f6 = nn.Dense(120,84,
                           weight_init=TruncatedNormal(trun_sigma))
        self.output = nn.Dense(84, self.num_class,
                               weight_init=TruncatedNormal(trun_sigma))

    # 构建模型
    def construct(self, x):
        x = self.c1(x)
        x = self.relu(x)
        x = self.s2(x)
        x = self.c3(x)
        x = self.relu(x)
        x = self.s4(x)
        x = self.flatten(x)
        x = self.c5(x)
        x = self.relu(x)
        x = self.f6(x)
        x = self.relu(x)
        x = self.output(x)
        return x
```

步骤 4　定义损失函数及优化器

在进行定义之前，先简单介绍损失函数及优化器的概念。

损失函数：又叫目标函数，用于衡量预测值与实际值差异的程度。深度学习通过不停地迭代来缩小损失函数的值。定义一个好的损失函数，可以有效提高模型的性能。

优化器：用于最小化损失函数，从而在训练过程中改进模型。

定义了损失函数后，可以得到损失函数关于权重的梯度。梯度用于指示优化器优化权重的方向，以提高模型性能。

MindSpore 支持的损失函数有 SoftmaxCrossEntropyWithLogits、L1Loss、MSELoss 等。这里使用 SoftmaxCrossEntropyWithLogits 损失函数。

MindSpore 提供了 callback 机制，可以在训练过程中执行自定义逻辑，这里使用框架提供的 ModelCheckpoint 为例。 ModelCheckpoint 可以保存网络模型和参数，以便进行后续的 fine-tuning（微调）操作。

```
# 构建训练、验证函数进行模型训练和验证，提供数据路径，设定学习率，epoch 数量

# 实例化网络
net = Identification_Net()
# 计算 softmax 交叉熵，以此作为损失函数
net_loss = nn.SoftmaxCrossEntropyWithLogits(sparse=True, reduction='mean')
# 定义优化器
net_opt = nn.Momentum(net.trainable_params(), learning_rate=0.01, momentum=0.9)
# 创建模型
model = Model(net, loss_fn=net_loss, optimizer=net_opt, metrics={"acc"})

# 设定 callback 监控指标
config_ck = CheckpointConfig(save_checkpoint_steps=1875, keep_checkpoint_max=10)
ckpoint_cb = ModelCheckpoint(prefix="checkpoint_classification", directory='C:\\Users\\hkhk3\\Desktop\\meta',
                             config=config_ck)

# 模型训练函数
def train_net(model, epoch_size, train_data_dir, ckpoint_cb):
    train_dataset = create_dataset(train_data_dir, batch_size=batch_size, shuffle=True, num_parallel_workers=4)
    model.train(epoch_size, train_dataset, callbacks=[ckpoint_cb, LossMonitor(100)], dataset_sink_mode=False)

# 模型验证函数
def test_net(model, test_data_dir):
    test_dataset = create_dataset(test_data_dir, batch_size=batch_size, shuffle=True, num_parallel_workers=4)
    acc = model.eval(test_dataset, dataset_sink_mode=False)
    print(acc)
```

步骤 5　开始训练及验证过程

```
#main 函数负责调用之前定义的函数，完成整个训练验证过程

def main():
    train_data_dir = 'C:\\Users\\hkhk3\\Desktop\\file\\pythonProject\\MNIST_Data\\train'
    test_data_dir = 'C:\\Users\\hkhk3\\Desktop\\file\\pythonProject\\MNIST_Data\\test'
    batch_size = 32
    net = Identification_Net()
    net_loss = nn.SoftmaxCrossEntropyWithLogits(sparse=True, reduction='mean')
    net_opt = nn.Momentum(net.trainable_params(), learning_rate=0.01, momentum=0.9)
    model = Model(net, loss_fn=net_loss, optimizer=net_opt, metrics={"acc"})
    config_ck = CheckpointConfig(save_checkpoint_steps=1875, keep_checkpoint_max=10)
    ckpoint_cb = ModelCheckpoint(prefix="checkpoint_classification",
directory='C:\\Users\\hkhk3\\Desktop\\ck',config=config_ck)
    epoch_size = 10
    train_net(model, epoch_size, train_data_dir, ckpoint_cb)
    test_net(model, test_data_dir)
```

训练过程中会打印 loss 值，类似下图。loss 值会波动，但总体来说 loss 值会逐步减小，精度逐步提高。每个人运行的 loss 值有一定随机性，不一定完全相同。 训练过程中 loss 打印示例如下：

```
epoch: 1 step: 100, loss is 2.2944586277008057
epoch: 1 step: 200, loss is 2.29561710357666
epoch: 1 step: 300, loss is 2.3176252841949463
epoch: 1 step: 400, loss is 2.315075635910034
epoch: 1 step: 500, loss is 2.2904446125030518
epoch: 1 step: 600, loss is 2.322044849395752
epoch: 1 step: 700, loss is 2.2967653274536133
epoch: 1 step: 800, loss is 2.2988762855529785
epoch: 1 step: 900, loss is 2.320201873779297
epoch: 1 step: 1000, loss is 2.311863899230957
epoch: 1 step: 1100, loss is 2.2926671504974365
epoch: 1 step: 1200, loss is 2.309640645980835
epoch: 1 step: 1300, loss is 2.2834720611572266
epoch: 1 step: 1400, loss is 2.3059637546539307
epoch: 1 step: 1500, loss is 2.299394130706787
epoch: 1 step: 1600, loss is 2.310436725616455
epoch: 1 step: 1700, loss is 2.315976142883301
epoch: 1 step: 1800, loss is 2.296213388442993
epoch: 2 step: 25, loss is 2.283597707748413
epoch: 2 step: 125, loss is 2.3012449741363525
epoch: 2 step: 225, loss is 2.31105375289917
epoch: 2 step: 325, loss is 2.2985899448394775
epoch: 2 step: 425, loss is 2.315383195877075
epoch: 2 step: 525, loss is 2.324939727783203
epoch: 2 step: 625, loss is 2.3003408908843994
epoch: 2 step: 725, loss is 2.30863094329834
epoch: 2 step: 825, loss is 2.2963743209838867
epoch: 2 step: 925, loss is 2.3090014457702637
epoch: 2 step: 1025, loss is 2.3041305541992188
epoch: 2 step: 1125, loss is 2.296637535095215
epoch: 2 step: 1225, loss is 2.3036141395568848
epoch: 2 step: 1325, loss is 2.296628952026367
epoch: 2 step: 1425, loss is 2.2813730239868164
epoch: 2 step: 1525, loss is 2.3168323040008545
epoch: 2 step: 1625, loss is 2.3077688217163086
epoch: 2 step: 1725, loss is 2.3149056434631348
epoch: 2 step: 1825, loss is 2.3015007972717285
epoch: 3 step: 50, loss is 2.306347131729126
epoch: 3 step: 150, loss is 2.3097147941589355
epoch: 3 step: 250, loss is 2.2957308292388916
epoch: 3 step: 350, loss is 2.3107025623321533
epoch: 3 step: 450, loss is 2.3149778842926025
epoch: 3 step: 550, loss is 2.3092494010925293
epoch: 3 step: 650, loss is 2.3036224842071533
epoch: 3 step: 750, loss is 2.2976107597351074
epoch: 3 step: 850, loss is 2.318385362625122
epoch: 3 step: 950, loss is 2.300006628036499
epoch: 3 step: 1050, loss is 2.310497999191284
```

```
epoch: 3 step: 1150, loss is 2.2936794757843018
epoch: 3 step: 1250, loss is 2.301745653152466
epoch: 3 step: 1350, loss is 2.326392650604248
epoch: 3 step: 1450, loss is 2.2857747077941895
epoch: 3 step: 1550, loss is 2.282460927963257
epoch: 3 step: 1650, loss is 2.3091485500335693
epoch: 3 step: 1750, loss is 2.3016796112060547
epoch: 3 step: 1850, loss is 2.3052446842193604
epoch: 4 step: 75, loss is 2.2996761798858643
epoch: 4 step: 175, loss is 2.2928831577301025
epoch: 4 step: 275, loss is 2.295219659805298
epoch: 4 step: 375, loss is 2.3130242824554443
epoch: 4 step: 475, loss is 2.3057148456573486
epoch: 4 step: 575, loss is 2.2966322898864746
epoch: 4 step: 675, loss is 2.286890745162964
epoch: 4 step: 775, loss is 2.298489570617676
epoch: 4 step: 875, loss is 2.3036305904388428
epoch: 4 step: 975, loss is 2.304704189300537
epoch: 4 step: 1075, loss is 2.3042778968811035
epoch: 4 step: 1175, loss is 2.27960205078125
epoch: 4 step: 1275, loss is 2.323477268218994
epoch: 4 step: 1375, loss is 2.278388261795044
epoch: 4 step: 1475, loss is 2.332613706588745
epoch: 4 step: 1575, loss is 2.2883265018463135
epoch: 4 step: 1675, loss is 2.2878711223602295
epoch: 4 step: 1775, loss is 2.2967846393585205
epoch: 4 step: 1875, loss is 2.3145997524261475
epoch: 5 step: 100, loss is 2.3026680946350098
epoch: 5 step: 200, loss is 2.301093339920044
epoch: 5 step: 300, loss is 2.3109707832336426
epoch: 5 step: 400, loss is 2.3028388023376465
epoch: 5 step: 500, loss is 2.2780370712280273
epoch: 5 step: 600, loss is 2.295452117919922
epoch: 5 step: 700, loss is 2.3092658519744873
epoch: 5 step: 800, loss is 2.2779204845428467
epoch: 5 step: 900, loss is 2.306297540664673
epoch: 5 step: 1000, loss is 2.2962653636932373
epoch: 5 step: 1100, loss is 2.3095626831054688
epoch: 5 step: 1200, loss is 2.2958292961120605
epoch: 5 step: 1300, loss is 2.307589530944824
epoch: 5 step: 1400, loss is 2.2833151817321777
epoch: 5 step: 1500, loss is 2.306239128112793
epoch: 5 step: 1600, loss is 2.285278558731079
epoch: 5 step: 1700, loss is 2.319387435913086
epoch: 5 step: 1800, loss is 2.3055667877197266
epoch: 6 step: 25, loss is 2.277600049972534
epoch: 6 step: 125, loss is 2.3105907440185547
epoch: 6 step: 225, loss is 2.293999195098877
```

```
epoch: 6 step: 325, loss is 2.3080716133117676
epoch: 6 step: 425, loss is 2.292941093444824
epoch: 6 step: 525, loss is 2.3230860233306885
epoch: 6 step: 625, loss is 2.3008463382720947
epoch: 6 step: 725, loss is 2.2947893142700195
epoch: 6 step: 825, loss is 1.3611323833465576
epoch: 6 step: 925, loss is 0.9378198385238647
epoch: 6 step: 1025, loss is 0.2870473265647888
epoch: 6 step: 1125, loss is 0.19610761106014252
epoch: 6 step: 1225, loss is 0.1440526396036148
epoch: 6 step: 1325, loss is 0.16402409970760345
epoch: 6 step: 1425, loss is 0.24512581527233124
epoch: 6 step: 1525, loss is 0.18240363895893097
epoch: 6 step: 1625, loss is 0.14576420187950134
epoch: 6 step: 1725, loss is 0.15554696321487427
epoch: 6 step: 1825, loss is 0.04604561626911163
epoch: 7 step: 50, loss is 0.013771263882517815
epoch: 7 step: 150, loss is 0.10263610631227493
epoch: 7 step: 250, loss is 0.058849919587373734
epoch: 7 step: 350, loss is 0.007950274273753166
epoch: 7 step: 450, loss is 0.12979188561439514
epoch: 7 step: 550, loss is 0.03240228816866875
epoch: 7 step: 650, loss is 0.38169434666633606
epoch: 7 step: 750, loss is 0.02163003943860531
epoch: 7 step: 850, loss is 0.021358449012041092
epoch: 7 step: 950, loss is 0.1347445398569107
epoch: 7 step: 1050, loss is 0.2562379837036133
epoch: 7 step: 1150, loss is 0.01448530051857233
epoch: 7 step: 1250, loss is 0.1077776774764061
epoch: 7 step: 1350, loss is 0.05154682323336601
epoch: 7 step: 1450, loss is 0.011656306684017181
epoch: 7 step: 1550, loss is 0.057940684258937836
epoch: 7 step: 1650, loss is 0.022721847519278526
epoch: 7 step: 1750, loss is 0.02413080632686615
epoch: 7 step: 1850, loss is 0.010984539985656738
epoch: 8 step: 75, loss is 0.08162587881088257
epoch: 8 step: 175, loss is 0.023043718189001083
epoch: 8 step: 275, loss is 0.09092047810554504
epoch: 8 step: 375, loss is 0.03600817546248436
epoch: 8 step: 475, loss is 0.02323400042951107
epoch: 8 step: 575, loss is 0.03532204404473305
epoch: 8 step: 675, loss is 0.09841301292181015
epoch: 8 step: 775, loss is 0.01737687923014164
epoch: 8 step: 875, loss is 0.002248379634693265
epoch: 8 step: 975, loss is 0.0324462354183197
epoch: 8 step: 1075, loss is 0.25813376903533936
epoch: 8 step: 1175, loss is 0.011362861841917038
epoch: 8 step: 1275, loss is 0.03574710711836815
```

```
epoch: 8 step: 1375, loss is 0.0630628764629364
epoch: 8 step: 1475, loss is 0.0633833184838295
epoch: 8 step: 1575, loss is 0.037189189344644547
epoch: 8 step: 1675, loss is 0.0005154651589691639
epoch: 8 step: 1775, loss is 0.009948762133717537
epoch: 8 step: 1875, loss is 0.028038926422595978
epoch: 9 step: 100, loss is 0.010636284947395325
epoch: 9 step: 200, loss is 0.0019423938356339931
epoch: 9 step: 300, loss is 0.012915506027638912
epoch: 9 step: 400, loss is 0.1430349200963974
epoch: 9 step: 500, loss is 0.14049935340881348
epoch: 9 step: 600, loss is 0.0010314933024346828
epoch: 9 step: 700, loss is 0.011100462637841702
epoch: 9 step: 800, loss is 0.004534405190497637
epoch: 9 step: 900, loss is 0.0007584925624541938
epoch: 9 step: 1000, loss is 0.08401961624622345
epoch: 9 step: 1100, loss is 0.003946717828512192
epoch: 9 step: 1200, loss is 0.04281981289386749
epoch: 9 step: 1300, loss is 0.37934744358062744
epoch: 9 step: 1400, loss is 0.0013046488165855408
epoch: 9 step: 1500, loss is 0.22481177747249603
epoch: 9 step: 1600, loss is 0.10323499888181686
epoch: 9 step: 1700, loss is 0.0008904807036742568
epoch: 9 step: 1800, loss is 0.015997357666492462
epoch: 10 step: 25, loss is 0.09334563463926315
epoch: 10 step: 125, loss is 0.005168928764760494
epoch: 10 step: 225, loss is 0.015141031704843044
epoch: 10 step: 325, loss is 0.033707909286022186
epoch: 10 step: 425, loss is 0.0001276988914469257
epoch: 10 step: 525, loss is 0.0011788326082751155
epoch: 10 step: 625, loss is 0.05111776292324066
epoch: 10 step: 725, loss is 0.03882221132516861
epoch: 10 step: 825, loss is 0.006086088251322508
epoch: 10 step: 925, loss is 0.053583331406116486
epoch: 10 step: 1025, loss is 0.003766985610127449
epoch: 10 step: 1125, loss is 0.2244722545146942
epoch: 10 step: 1225, loss is 0.09338925033807755
epoch: 10 step: 1325, loss is 0.0034541001077741385
epoch: 10 step: 1425, loss is 0.09924978762865067
epoch: 10 step: 1525, loss is 0.02115337923169136
epoch: 10 step: 1625, loss is 0.014407618902623653
epoch: 10 step: 1725, loss is 0.03635920584201813
epoch: 10 step: 1825, loss is 0.0005026772269047797
{'acc': 0.9870793269230769}
```