类脑智能

520030910393 马逸川

3.0 目录结构

main.py 定义训练中的各项参数,是训练的主函数。

Train_funcs.py分别定义SNN和CNN的训练函数。

models.py 定义SNN,CNN模型。

3.1 模型描述

使用 Spikingjelly 工具包提供的函数搭建模型。下面将具体从神经元、拓扑结构、输入输出和所使用的学习方法四个方面介绍模型的结构。

3.1.1 神经元

使用 spikingjelly.activation_based 中提供的 neuron.IFNode() 作为脉冲神经元。其中,定义神经元的参数为: v_threshold=1.0, v_reset=0.0。

参考文档,脉冲神经元的充放电、重置两类方程分别如下:

$$H[t] = f(V[t-1], X[t])$$

 $S[t] = \Theta(H[t] - V_{threshold})$

Hard方式重置方程为:

$$V[t] = H[t] \cdot (1 - S[t]) + V_{reset} \cdot S[t]$$

Soft方式重置方程为:

$$V[t] = H[t] - V_{threshold} \cdot S[t]$$

由于定义了 v_reset=0, 故实际中使用的是 hard 重置方式。

在文档中,神经元重置方式的实现如下:

```
def neuronal_reset(self):
    if self.v_reset is None:
        self.v = self.v - self.spike * self.v_threshold
    else:
        self.v = (1. - self.spike) * self.v + self.spike * self.v_reset
```

在实际的网络结构中,在每一层卷积层后加上 neuron. IFNode() 层。

3.1.2 拓扑结构

参考网络中主要特征的 self.conv 层说明, 代码如下:

模型的拓扑结构:

首先图像输入 torch.nn 的卷积层,经过卷积操作后,以此步输出的张量作为输入,经过 neuron.IFNode 的脉冲神经元。神经元的方程见3.1.1,脉冲神经元按照以上的方程处理输入张量的数据,输出相同大小的张量,再经过flatten操作得到向量,经过线性前馈网络输出分类结果。

3.1.3 输入输出

输入:使用的数据集是 Cifar10-DVS 数据集,处理为 frames_number=8 的数据, batch_size=32 ,通过 Dataloader 批量处理。

每一批的输入张量维度是: (32, 8, 2, 32, 32)

为了使用frame维度的数据,将输入作transpose操作处理为(8,32,2,32,32)维度的操作。

输出:通过网络处理后得到10分类数据,维度是:(32,10)

3.1.4 使用的学习方法

使用的optimizer是 torch.optim.SGD ,也即最基础的随机梯度下降,每次用输入的一个batch的数据对模型进行梯度更新。它的更新函数如下所示:

$$\theta = \theta - \alpha * \frac{dJ(\theta)}{d\theta}$$

这种优化方法的更新流程如下:

- 1.初始化参数 (θ, 学习率α)
- 2.计算每个θ处的梯度
- 3.更新参数

这种方法能够在小批量数据上计算损失函数的梯度,从而迭代地更新权重。

3.2 实验结果

训练参数如下定义:

```
device = 'cuda:0'
batch_size = 32
learning_rate = 5e-2
train_epoch = int(20)
# 下面的参数是为SNN定义的
T = int(8)
tau = float(2.0)
```

精度对比:

SNN: 训练20 epochs, 最佳分类精度为66.68%

CNN: 训练20 epochs, 最佳分类精度为68.20%

二者训练精度类似,SNN的分类网络精度上略低于CNN的效果。

效率对比:

在个人的笔记本上, (RTX 3070ti) 运行速度如下:

SNN:

```
time cost of 100 batch 23.75813102722168 s
```

CNN:

```
time cost of 100 batch 3.7237465381622314 s
```

考虑到SNN每个batch输入数据量是CNN的8倍,乘以8倍后的相同数据量下,CNN耗时为29.79s。 综合对比来看,SNN处理同样规模数据的速度比CNN快了25%,SNN的运行效率高于CNN。