计算机科学与技术学院 认知科学与类脑计算实验 课程实验报告

实验题目: 实验— Hopfield 模型的实现 学号: 201600150109

Email: qitaoshen@gmail.com

实验目的:

加深对 Hopfield 模型的理解, 能够使用 Hopfield 模型解决实际问题

实验软件和硬件环境:

Windows10

Anaconda3.4

Python3.7

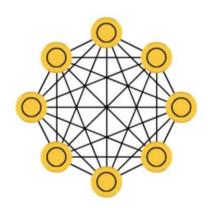
实验原理和方法:

离散型Hopfield神经网络:

离散随机Hopfield神经网络:每个神经元只取二元的离散值0、1或-1、1。神经元和神经元j之间的权重由 W_{ij} 决定。神经元有当前状态 u_i 和输出 v_i 。虽然 u_i 可以使连续值,但 v_i 在离散模型中是二值的。神经元状态和输出的关系如下,也就是离散型Hopfield神经网络演化方程:

$$u_i(t+1) = \sum_{j=1}^{n} W_{ij} v_j(t) + I_i$$

$$v_i(t+1) = f(u_i) = \begin{cases} 1 & \text{if } u_i > 0 \\ & \text{otherwise} \end{cases}$$



上图为Hopfield神经网络结构图。

实验步骤: (不要求罗列完整源代码) 1. 调用 neupy 中的 hopfield 网络 输入用矩阵表示的数字, 然后进行训练。 在测试时, 先对图片加上噪声, 再进行预测。 噪声: 仅保留图片的下半部分 如图所示: 从上向下分别为原始图片, 加噪声后的图片, 预测结果。 2. 自己实现基础的 hopfield 网络并训练 参考论文: Hopfield联想记忆网络运行步骤为: 第一步:设定记忆模式。将欲存储的模式进行编码,得到 取值为1和-1的记忆模式(m<n): $\mathbf{U}_{k} = [\mathbf{u}_{1}^{k}, \mathbf{u}_{2}^{k}, \cdots, \mathbf{u}_{n}^{k}, \cdots, \mathbf{u}_{n}^{k}]^{T} \qquad k = 1, 2, \cdots m_{n}$ 第二步:设计网络的权值。 其中w_{ij}一旦计算完毕,将保持不变。 第三步:初始化网络状态。将欲识别模式 U=[u,,u2,L,u,...,ua] 设为网络状态的初始状态, vi(0)=u 为网络中 任意神经元i在t=0时刻的状态。 第四步: 迭代收敛。随机地更新某一神经元的状态 $v_i(t+1)=sgn[\sum\limits_{i=1}^N w_{ij}X_i(n)]$,反复迭代直至网络中所有神经元的状态不 变为止。 计算 weight:

```
def train(X):
   N = len(X[0])
   print("N: ", N)
   P = len(X)
print("P: ",
    feature = [0]*N
    returnfeature = []
    for i in range(N):
       m = feature[:]
       returnfeature.append(m)
    for i in range(N):
        for j in range(N):
           if i==j:
               continue
           totalweight = 0
           for u in range(P):
               totalweight += X[u][i] * X[u][j]
           returnfeature[i][j] = totalweight/float(N)
    return returnfeature
预测结果:
def predict(infeature , weighfeature):
    returnfeature = infeature
    choose = []
   for i in range(len(infeature)):
        choose.append(random.randint(0,len(infeature)-1))
    for i in choose:
        totalweight = 0
        for j in range(len(infeature)):
            totalweight += weighfeature[i][j] * infeature[j]
        if totalweight >= 0:
            returnfeature[i] = 1
        else: returnfeature[i] = -1
    return returnfeature
噪声: 随机添加噪声:
测试样本时迭代 1000 次。
结果展示:
        *** *
 ****
        **
                             * **
```

结论分析与体会:

可见第二次自己实现的网络更加稳定,在噪声很强的情况下仍然能识别出原来的数字。

Hopfield 具有联想记忆功能。

就实验过程中遇到和出现的问题, 你是如何解决和处理的, 自拟 1-3 道问答题:问题 1:结果一直不收敛。

解决方法: 原本使用 0 和 1 来画出数字,现在改成-1 和 1, 并且把阈值设置成 0. 就解决了这个问题。