



南京理工大学  
NANJING UNIVERSITY OF SCIENCE & TECHNOLOGY

***Nanjing University of Science and Technology***

*School of Computer Science and Engineering*

---

## 《高性能计算引论》第四次作业

---

姓名：罗文水

学号：918106840738

班级：计科一班

课程：高性能计算引论

授课教师：李翔宇

2021 年 7 月 8 日

# 1 问题一

## (1)

1. 在每个时钟周期内执行的操作数量不同，在 AMD Opteron 64-bit processor 中，每个时钟周期最多执行 3 次运算操作，而在全定制的 ASIC 中，每个时钟周期可以执行 700 次运算操作，弥补了 ASIC 时钟周期数少的劣势。

2. ASIC 在每个时钟周期内所做的操作大致相同，根据 ASIC 的设计可以使得运算更加高效，而 AMD Opteron 64-bit processor 是通过指令让其执行操作，无法完全开发处理器的并行度，其中有很多资源被闲置。

## (2)

1. GPU 一般的架构是 SIMT，即单指令多线程架构，在计算如下指令的时候，GPU 的方法是使用多个线程进行并行计算，其中每个线程计算的内容是  $y[i] += a * x[i]$ ; 和  $sum += z[i] * z[i]$ ; 一共需要计算的次数为  $\lceil \frac{n}{thread\ count} \rceil$ 。在 SIMD 架构中，假设向量寄存器的长度为  $m$ ，即每次都能从内存中取出长度为  $m$  的元素进行运算。则每个向量运算中，每个计算单元执行的是  $y[i] += a * x[i]$ ; 和  $sum += z[i] * z[i]$ ; 在一个时钟周期内执行完长度为  $m$  的向量运算。

2. 在共享内存方面两者存在不同，对于 SIMD 架构，在一次向量运算中，内存是寄存器级别的共享，首先由微指令给出取数的起始地址以及向量长度，并行取出数据之后多个运算单元并行计算，然后将计算结果并行写回内存。而对于 GPU 架构，内存是线程级别的共享，所有处理器单元都能够访问全局存储器，单个线程内部，执行向量并行计算时有一个共享存储器，各个并发线程之间无法访问彼此的共享存储器。

```
1      sum = 0.0;
2      for (i = 0; i < n; i++){
3          y[i] += a * x[i];
4          sum += z[i] * z[i];
5      }
```

# 2 问题二

## (1)

对于  $n$  输入  $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^n$ ，1 输出的感知机，建立如下数学模型进行判别输出，即通过对输入进行加权以及偏置，经过符号函数进行输出，其中参数结构为  $\omega \in$

$\mathbf{R}^{n \times 1} \quad \theta \in \mathbf{R}.$

$$\text{sign}(\mathbf{x}^T \omega + \theta) = \begin{cases} +1, & \mathbf{x}^T \omega + \theta \geq 0 \\ 0, & \mathbf{x}^T \omega + \theta < 0 \end{cases} \quad (1)$$

(2) 求解该问题等价于求解一个线性规划问题，根据问题 (1) 建立如下函数进行判别输出。根据感知机的迭代算法，设定初值可以得到该问题的一个解： $\omega_1 = -2.0, \omega_2 = -0.5, \theta = 0$ 。

$$f(x_1, x_2) = \begin{cases} +1, & x_1 \cdot \omega_1 + x_2 \cdot \omega_2 \geq \theta \\ 0, & x_1 \cdot \omega_1 + x_2 \cdot \omega_2 < \theta \end{cases} \quad (2)$$

(3) 通过 matlab 如下代码进行计算以及查看结果：

```
1 x = [-0.5, -0.5, +0.3, -0.1; -0.5, +0.5, -0.5, +1.0];
2 t = [1, 1, 0, 0];
3 net = perceptron;
4 net = train(net, x, t);
5 view(net);
6 bias = net.b;
7 display(bias);
8 weight = net.IW;
9 display(weight{1, 1});
```

得到参数  $\omega_1 = -2.0, \omega_2 = -0.5, \theta = 0$ 。网络的显示和分类的混淆矩阵如下图所示：

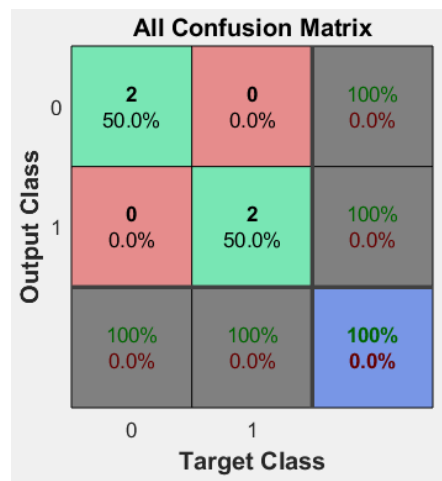


图 1: 分类数据上的混淆矩阵

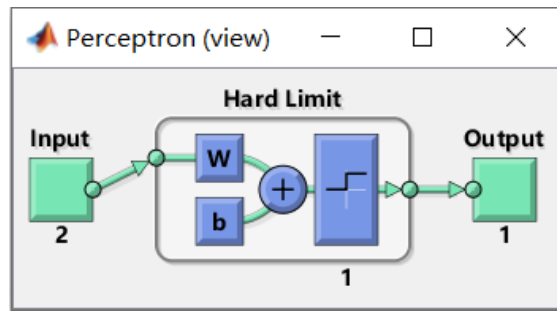


图 2: 神经网络参数结构

通过可视化方法，可以将感知机分类的分割线绘制在图形中，得到如下的结果：

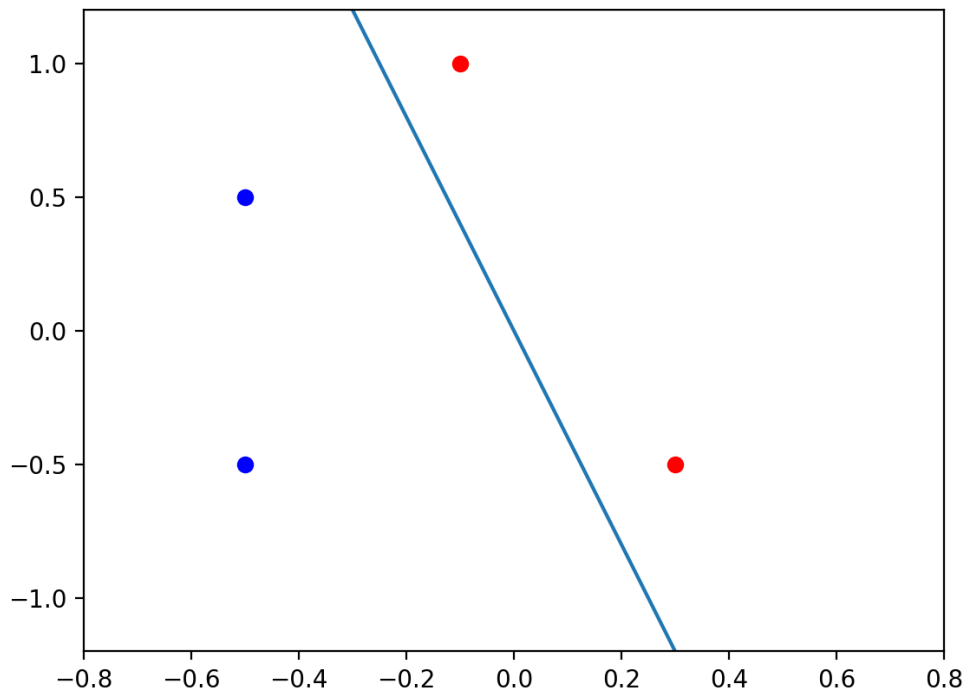


图 3: 分类情况