

## BangC 编程实践

使用 BangC 编程完成下述 5 个操作。

在测试输出结果时，可采用与对应的 cpu 实现对比精度标准有 Mean absolute error(MAE)和 average relative error(ARE)等。

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |CPU_{result} - MLU_{result}|}{n} = \frac{\sum_{i=1}^n |e_i|}{n}$$

$$ARE = \frac{\sum_{i=1}^n |CPU_{result} - MLU_{result}|}{\sum_{i=1}^n |CPU_{result}|}$$

### 一、 Softmax

问题描述

利用指数化归一函数使得每一列和为 1。

参考公式如下：

$$soft \max(x)_i = \frac{e^{x_i}}{\sum_j e^{x_j}}$$

通常为了避免输入较大导致指数化数值溢出，需要将所有的输入数值控制在 0 及 0 以下，即：

$$soft \max(x)_i = \frac{e^{x_i - \max}}{\sum_j e^{x_j - \max}}$$

给定输入  $m \times n$  (20 x 256) 规模的矩阵 X，对每一列利用指数化归一函数，输出  $m \times n$  的归一化矩阵。

操作步骤

- 补全 `~/Cambricon_MLU270_Test/BangC/practice/bangSoftmax/kernel_softmax.mlu` 文件中的 `SoftmaxKernel()` 函数
- 在 `~/Cambricon_MLU270_Test/BangC/practice/bangSoftmax/` 路径下执行 `make` ; 编译程序
- 运行 `./test` ; 执行完成后会打印 MLU 上操作的硬件时间和与 cpu 的精度误差

上传自动评测平台

- 将 `mlu` 文件上传测试平台，请勿打包或压缩。

## 2. 操作步骤

- 补全 `~/Cambricon_MLU270_Test/BangC/practice/bangSoftmax/kernel_softmax.mlu` 文件中的 `SoftmaxKernel()` 函数
- 在 `~/Cambricon_MLU270_Test/BangC/practice/bangSoftmax/` 路径下执行 `make` 编译程序
- 运行 `./test` 执行完成后会打印 MLU 上操作的硬件时间和与 `cpu` 的精度误差

提交源文件，只能提交以 `mlu` 为后缀的文件

kernel\_softmax.mlu

运行结果

还未提交源文件

- 评测结束之后会自动显示评测结果。

提交源文件，只能提交以 `mlu` 为后缀的文件

kernel\_softmax.mlu

运行结果

下载源文件

得分100.00 最后一次提交时间:2020-10-19 20:24:27

Accept

四选一综合实验			
总时间(ms)	总误差	错误率(%)	MAE
0.001	433.6716	0.084701	169.4032
0.001	0.576008	0.000113	0.225

  

答案			
总时间(ms)	总误差	错误率(%)	MAE
0.025	0.805911	0.000157	0.3148
0.023	0.576008	0.000113	0.225

## 二、Cosine 相似度

### 问题描述

Cosine 相似度是一种相似性度量，输出范围为-1 到+1, 0 代表无相关性，负值代表负相关，正值代表正相关。请实现向量间的余弦相似度计算。

参考公式如下：

$$c(X, Y) = \frac{X \cdot Y}{|X| |Y|} = \frac{\sum_{i=1}^n X_i Y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n X_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n Y_i^2}}$$

给定输入  $m \times n$  (256x256) 规模的矩阵  $X$  和  $Y$ ，按对应列求余弦相似度，输出  $1 \times n$  的余弦相似度矩阵。

建议使用 MAE 对比精度。

操作步骤

- 补全 `~/Cambricon_MLU270_Test/BangC/practice/bangCosine/kernel_cosine.mlu` 文件中的 `CosineKernel()` 函数
  - 在 `~/Cambricon_MLU270_Test/BangC/practice/bangCosine/` 路径下执行 `make`；编译程序
  - 运行 `./test`；执行完成后会打印 MLU 上操作的硬件时间和与 cpu 的精度误差
- 上传自动评测平台

- 将 `mlu` 文件上传测试平台，请勿打包或压缩。

## 2. 操作步骤

- 补全 `~/Cambricon_MLU270_Test/BangC/practice/bangCosine/kernel_cosine.mlu` 文件中的 `CosineKernel()` 函数
- 在 `~/Cambricon_MLU270_Test/BangC/practice/bangCosine/` 路径下执行 `make` 编译程序
- 运行 `./test` 执行完成后会打印 MLU 上操作的硬件时间和与 cpu 的精度误差

提交源文件，只能提交以 `mlu` 为后缀的文件

选择文件
kernel\_cosine.mlu

提交

运行结果

还未提交源文件

- 评测结束之后会自动显示评测结果。

提交源文件，只能提交以 `.mlu` 为后缀的文件

选择文件 kernel\_cosine.mlu

提交

运行结果

下载源文件

得分100.00 最后一次提交时间:2020-10-19 20:30:33

Accept

#### 四选一综合实验

总时间(ms)	总误差	错误率(%)	MAE
0.001	185.219727	0.002826	1852197312.4154
0.001	441.219727	0.006732	172.3515
0.001	179.52327	0.002739	1346.1592
0.001	439.832031	0.006711	171.8094
0.001	185.219727	0.002826	1852197312.4154
0.001	2.15584	3.3e-05	1.1505

#### 答案

总时间(ms)	总误差	错误率(%)	MAE
0.046	0.0	0.0	0.0
0.046	0.25	4e-06	0.0977
0.046	0.081754	1e-06	0.5642

### 三、 Batch Normalization

#### 问题描述

神经网络在训练过程中，前一层权重参数的改变会造成每层输入样本分布的改变，这造成了训练过程的困难。为了解决这个问题，通常会使用小的学习率和参数初始化技巧，就导致了训练速度变慢，尤其是训练具有饱和和非线性的模型时。我们将这一现象定义为 internal covariate shift，并提出通过规范化输入来解决。给定输入  $m \times n$  ( $128 \times 256$ ) 规模的矩阵  $B$ ，逐行求 BN，输出  $m \times n$  标准化后的矩阵。

参考步骤：

1. 求出平均值

$$\mu_B = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

2. 求方差

$$\sigma_B^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_B)^2$$

3. 标准化

$$\hat{x}_i = \frac{x_i - \mu_B}{\sqrt{\sigma_B^2 + \epsilon}}$$

#### 4. 缩放和平移

$$y_i = \gamma \hat{x}_i + \beta$$

操作步骤:

- a) 补全 `~/Cambricon_MLU270_Test/BangC/practice/bangBN/kernel_bn.mlu` 文件中的 `bnKernel()` 函数
  - b) 在 `~/Cambricon_MLU270_Test/BangC/practice/bangBN/` 路径下执行 `make` ;编译程序
  - c) 运行 `./test` ; 执行完成后会打印 MLU 上操作的硬件时间和与 `cpu` 的精度误差
- 上传自动评测平台
- a) 将 `mlu` 文件上传测试平台, 请勿打包或压缩。

- a) 补全 `~/Cambricon_MLU270_Test/BangC/practice/bangBN/kernel_bn.mlu`
- b) 在 `~/Cambricon_MLU270_Test/BangC/practice/bangBN/` 路径下执行 `make` 编译
- c) 运行 `./test` ;执行完成后会打印 MLU 上操作的硬件时间和与 `cpu` 的精度误差

提交源文件, 只能提交以 `mlu` 为后缀的文件

选择文件 kernel\_bn.mlu

提交

运行结果

还未提交源文件

- b) 评测结束之后会自动显示评测结果。

提交流文件，只能提交以 `mlu` 为后缀的文件

选择文件 kernel\_bn.mlu

提交

运行结果

下载源文件

得分100.00 最后一次提交时间:2020-10-19 20:32:44

Accept

四选一综合实验			
总时间(ms)	总误差	错误率(%)	MAE
0.002	76562.039062	2.336488	131.7158
0.002	57823.527344	1.764634	352.9268
0.002	1321.602783	0.040332	2.2798

答案			
总时间(ms)	总误差	错误率(%)	MAE
0.849	1145.782104	0.034966	1.9712
0.846	0.0	0.0	0.0
0.846	1321.602783	0.040332	2.2798

#### 4. Triplet Loss

问题描述

Triplet Loss 的核心是锚例、正例、负例共享模型，通过模型将锚例与正例聚类，远离负例。参考公式如下：

$$L = \max(d(a, p) - d(a, n) + \text{margin}, 0)$$

这里，我们指定  $d$  为曼和顿距离 (Manhattan Distinct)，即两点间对应坐标分量误差的绝对值之和：

$$d(X, Y) = \sum_{i=1}^n |X_i - Y_i|$$

最终的优化目标是拉近  $a$ ,  $p$  的距离；拉远  $a$ ,  $n$  的距离。

操作步骤：

- 补全 `~/Cambricon_MLU270_Test/BangC/practice/bangTripletloss/kernel_tripletloss.mlu` 文件中的 `TripletlossKernel()` 函数
- 在 `~/Cambricon_MLU270_Test/BangC/practice/bangTripletloss/` 路径下执行 `make`；编译程序
- 运行 `./test`；执行完成后会打印 MLU 上操作的硬件时间和与 cpu 的精度误差

上传自动评测平台

- a) 将 mlu 文件上传测试平台，请勿打包或压缩。

提交源文件，只能提交以 **mlu** 为后缀的文件

kernel\_tripletloss.mlu

运行结果

还未提交源文件

- b) 评测结束之后会自动显示评测结果。

提交源文件，只能提交以 `.mlu` 为后缀的文件

选择文件 kernel\_tripletloss.mlu

提交

运行结果

下载源文件

得分100.00 最后一次提交时间:2020-10-19 20:33:39

Accept

四选一综合实验			
总时间(ms)	总误差	错误率(%)	MAE
0.001	32649.5625	0.996386	99.2509
0.001	32649.5625	0.996386	99.2509
0.001	296.21875	0.00904	231.4209
0.001	3734.84375	0.113978	100.6696
0.001	123.612595	0.003772	33.5448

答案			
总时间(ms)	总误差	错误率(%)	MAE
0.039	0.0	0.0	0.0
0.039	0.0	0.0	0.0
0.039	0.0	0.0	0.0
0.04	0.0	0.0	0.0
0.04	2.712585	8.3e-05	1.0956