# 小论文方法-MAML模块

本文设计了一个混合注意力引导学习模块，该模块可以减缓模态间的差异，同时充分挖掘不同行人图像间的细微信息。混合注意力引导学习模块结构如下图所示，该模块使用了实例归一化来减缓模态间的差异，同时使用卷积注意力模块（Convolutional Block Attention Module，CBAM）来引导模型关注特征图中的有效信息，发掘不同行人图像之间的细微差异。该模块的计算公式如下所示：



其中，表示经过该模块输出的特征图，表示输入的特征，表示经过实例归一化后的输出，表示特征经过CBAM模块后得到混合注意力掩码。

具体而言，CBAM模块它能够引导模型关注特征图中较重要的通道信息和空间信息，模块的结构如下图所示。该模块先使用了通道注意力，再使用空间注意力。的计算公式如下所示：



表示特征经过通道注意力模块后的得到的通道注意力掩码，通道注意力机制可以帮助模型了解哪个通道的内容比较重要。其计算公式如下所示：



表示Sigmoid激活函数。对于输入特征图F，首先分别经过平均池化和最大池化得到最大池化特征和平均池化特征，然后经过一个共享的多层感知机MLP网络得到通道注意力特征图。然后，与输入特征相乘得到新特征，然后将输入至空间注意力模块。

空间注意力机制可以帮助模型了解哪些区域比较重要，表示特征图经过空间注意力模块后的空间注意力掩码，其计算公式如下所示：



表示Sigmoid激活函数，表示卷积核尺寸为7x7的卷积运算。对于输入特征图F‘，首先分别经过平均池化和最大池化得到最大池化特征和，然后将两个特征进行拼接，再输入至一个标准的卷积层进行卷积操作，最后经过激活函数输出得到空间注意力特征图。

实例归一化的计算公式如下所示：



其中， 表示输入特征的第维，和表示计算每个维度的均值和标准差，用于避免分母为零。