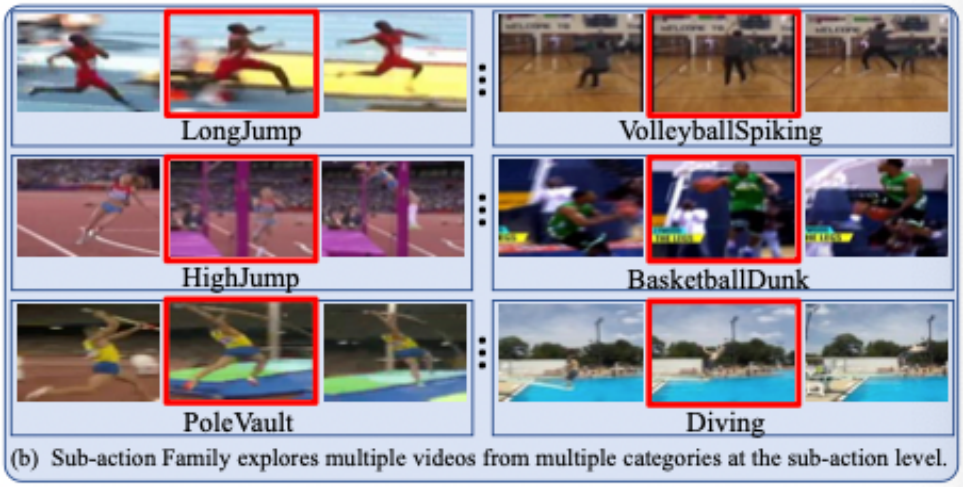
Exploring Sub-Action Granularity for Weakly Supervised Temporal Action Localization

1、Motivation

作者观察到不同动作具有相似的子动作。因此是否可以让模型学到这些子动作从而方便动作定位呢?



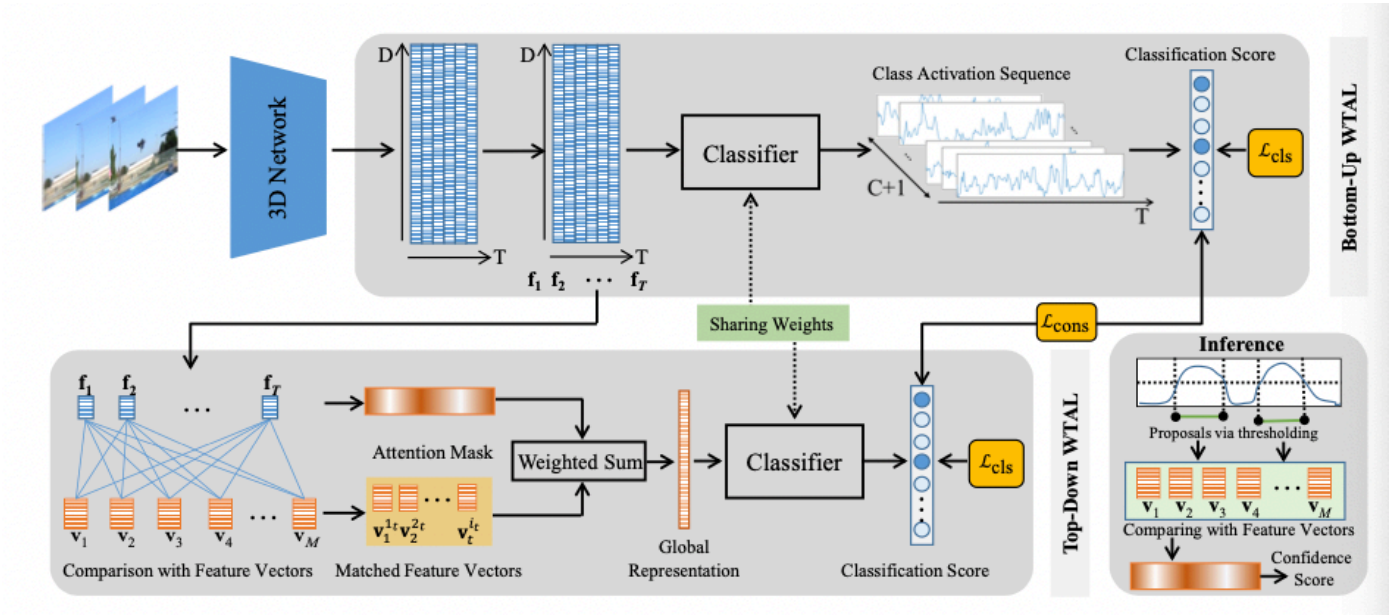
(b) Sub-action Family explores multiple videos from multiple categories at the sub-action level.

2、Method

2.1 problem definition

对于一个数据集，每个视频包含一个类别label $y = [y_0, y_1, y_2, \ldots, y_C]$，其中C表示总的动作类别数，$y_0$表示背景信息，$y_c \in \{0, 1\}$表示对应的动作是否在视频中出现。WTAL任务希望模型能通过这些video-level的标签，学到对每个动作实例的开始、结束时刻以及动作的类别进行判断。

2.2 baseline



这篇文章的模型是在BaS-Net的基础上做的，上图就是BaS-Net的结构图，该文章提出的模型相当于将其注意力模块用sub-action family替换了。

2.3 Sub-action family in network

buttom-up

buttom-up部分的操作跟BaS-Net基本一致（好像在《Weakly-supervised Temporal Action Localization by Uncertainty Modeling》中也是这么做的）。最终得到的分类score 表示为：$S^{bu} = [s_0^{bu}, \dots, s_C^{bu}]$。将分数softmax归一化以后，损失计算为：

$$L_{cls}^{bu} = -\sum_{c=0}^{C} y_c log(\hat{s}_c^{bu})$$

top-down

sub-action family V包含M个特征向量$[v_1, \dots, v_M]$。对于得到的特征$F = [f_1, \dots, f_T], f_t \in \mathbb{R}^D$，在送入top-down 部分的时候，对于每个f，将其与sub-action family的M个特征向量做对比，选出一个最相关的，那么最后就会选出一系列feature（小于等于T个）。将这些feature加权求和得到global feature representation（具体见2.4）。最后进行分类得到最后的分类score $S^{td} = [s_0^{td}, \dots, s_C^{td}]$。损失的计算跟上面一致，最后得到的损失记为$L_{cls}^{td}$。

consistency loss and diversity loss

用这样一个损失来保持两个branch的分类结果一致，引入了consistency loss。为了保证Sub-Action Family的特征多样性，引入了diversity loss。（具体见2.5）

因此，最终的训练损失计算表示为：

$$\mathcal{L} = \mathcal{L}_{cls}^{bu} + \mathcal{L}_{cls}^{td} + \lambda \mathcal{L}_{cons} + \beta \mathcal{L}_{divs},$$

2.4 sub-action family representing

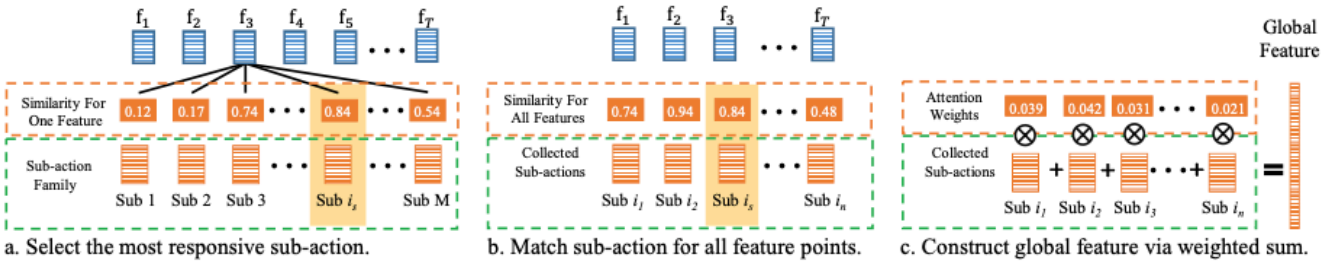


Figure 3. Aggregating the global feature via the sub-action family mechanism. a. Given a video feature, we compute its cosine similarity with all vectors in the sub-action family and select the most similar vector. b. We repeat *step a* and match sub-actions for all features. c. We perform normalization on the similarity scores, obtain aggregation weights, and generate the global feature via weighted sum.

这里介绍sub-action family mechanism是如何运作的。

a：对于每个从视频中得到的特征f，计算其与所有sub-action family vector的**余弦相似度**。并选中其中相似度最大的。

b：对于选出的n个与视频特征最相近的sub-action family vectors，对他们的分数做softmax归一化。（b中的collected sub-actions中应该是有T个选出的vector，原因是有T个视频特征，这里面的vector可能会重复）

c：最后，将这些特征加权求和得到最终的global representation。

2.5 sub-action family training

consistency loss

$$\mathcal{L}_{cons} = \frac{1}{C}\sum_{c=0}^{C}(s_c^{bu} - s_c^{td})^2.$$

Diversity loss

对于M个feature vectors，一共会有M(M-1)/2种组合，因此损失可以设计为：

$$\mathcal{L}_{divs} = \frac{2}{M(M-1)}\sum_{\forall i,j\in M, i\neq j}\max(0, \cos(\mathbf{v}_i, \mathbf{v}_j) - D),$$

设计一个margin D是有道理的，因为其实有一个可以容忍的区间，不可能让所有的vectors都不相同。

妙啊！！！

2.6 sub-action family assisted inference

测试期间，通过和Sub-Action Family的相似度矩阵来计算confidence score，该方法对于proposal的长度变化更为鲁棒。

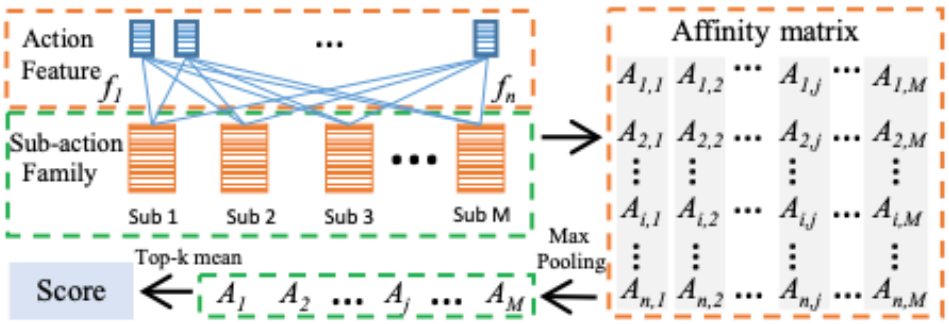


Figure 4. Evaluating confidence score via sub-action family. There are M sub-actions in the sub-action family and n features in the action proposal. We calculate the cosine similarity between feature vectors and action features, obtain the similarity matrix. After that, we select the largest similarity score for each feature vector via max-pooling. Finally, the largest k^{eva} scores are used to estimate this proposal's confidence score.

对于一个proposal，计算相似度的时候可以获取到一个nxM的affinity matrix，对这个matrix按列做max pooling可以获取每个feature vector的相似度最大值，然后对这些值做topK mean得到最后的proposal confidence score。