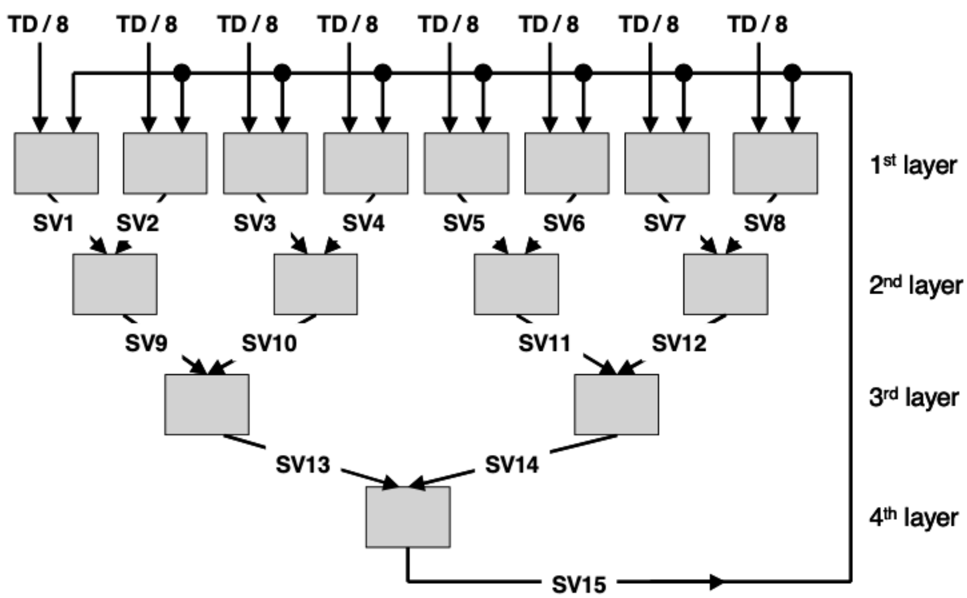
基于数据并行化 SVM 阅读笔记

王忆麟

2019 年 10 月 12 日

1　Cascade-SVM

1.1　算法简介



Cascade-SVM 是较早发表的一篇文章，算法思路并不复杂。首先，将原始训练集分发到各个计算节点上，在各个节点上分别训练 svm，并两两合并，将支持向量合并到一起，并再进行 svm 训练，直至最后支持向量合并到同一节点。如果对结果不满意，还可以将最后一层上训练的支持向量再分发到所有节点上再训练，重复以上的过程，直至达到满意的效果。

1.2 算法优缺点分析

Cascade-SVM 算法的优势在于，在最终计算前，先对各个节点上的数据进行训练，得到支持向量。再进行聚合，这样只需传递支持向量即可。但是这样仍然会造成较大的通信开销。因为最终仍需要将支持向量聚集到一个计算节点上。

2 DC-SVM

2.1 算法分析

DC-SVM 是一种与 Cascade-SVM 相似的算法, 但是我觉得 DC-SVM 的思路更值得借鉴，启发性更大。DC-SVM 首先对数据进行 k-means 聚类 (实际上由于 kmeans 聚类消耗的时间太多，改用了简化方法)，再进行 SVM 训练。每次训练前，都从之前训练的支持向量中挑选出 m（m 为计算节点数）个初始的聚类中心，并进行聚类，再将对应的各个类发送到各个计算节点训练出 SVM。每次训练完后，减少一半的训练节点，直至只有一个节点

2.2 算法优缺点分析

其实从算法描述来看, DC-SVM 与 Cascade-SVM 十分相似, 但是 DC-SVM 中有一个思路对我有一些启发。DC-SVM 先提出了一个假设：设 $\bar{\alpha}$ 是对偶问题在用 $\bar{K}(x_i, x_j) = I(\pi(x_i), \pi(x_j))K(x_i, x_j))$ 函数替换 $K(x_s i, x_j)$ 情况下的最优解。其中 $\pi(x_i)$ 是 x_i 所属的类别，$I(a, b)$ 在 ab 相同时为 1，不同时为 0。之后他们证明了

$$0 \leq f(\bar{\alpha}) - f(\alpha^*) \leq \frac{1}{2}C^2 D(\pi)$$

也就是说，如果将训练数据切成多块进行训练，得到的解和最优解之间的偏差是有上界的。我觉得这个思路可以为优化分布式 SVM 提供一个想法，可以考虑尽可能减小 $D(\pi)$ 的值，直接在集群中分别训练，而不需要进行聚合操作，从而大大减小通信代价。