# Word Way in Classificational MedLDA

## Abstract

本文探讨分类MedLDA模型如何进行后续的单词选择。为了实现这个目标，我们增强了原来的分类MedLDA模型，对每个单词赋予一个权重，因此每个文档的向量表示不再是所包含单词向量的简单加和，而是所包含的不同权重的单词向量的加和。在EM算法的M-Step我们使用梯度下降的方法优化这些权重。模型训练好之后，按照权重从大到小，我们选取不同比例的单词向量来对新文档进行分类。我们在真实的网页分类集上测试所提出的方法，结果总结为以下三点：1) 所有类别的平均分类效果在所有的单词向量被使用时最好。2) 很小一部分单词(在我们试验中小于2%)能够保留全部单词使用时几乎相同的效果。3) 这部分单词的比例随着样本中不同单词数量的增加而变小。这些结果表明在使用分类MedLDA模型进分类时一个更廉价的方式，仅保留一小部分权重高的单词向量。

## Introduction

随着越来越多的有监督的样本可以被收集和处理，建立有监督的主题模型引起了更多的关注。这包括有监督的LDA(sLDA) (Blei & McAuliffe,2007)，判别LDA(DiscLDA) (Lacoste-Jullien et al., 2008)等。这些样本中大量的单词使有监督的主题模型用来预测时面临挑战，对于每个单词，我们要存储一个K(例如取值150)维浮点数组成的向量。存储所有单词向量需要的空间非常大，从而使模型变得笨拙和低效。这些单词向量相互依赖，即使去掉其中的一小部分向量，也会使整个模型崩溃。我们必须重新思考这些监督主题模型，找到有效的单词选择方式。

最大熵判别LDA(MedLDA) (Zhu et al., 2012) 将判别最大边缘技术运用到一个统一的概率框架中。Classificational MedLDA是用来进行分类预测的MedLDA模型。 它不同于传统的两阶段启发式： 先使用主题模型估计出每篇文档的主题向量，然后用主题向量替代文档作为分类预测模型的输入。它将最大边缘预测模型(例如svm)内含机制与层次贝叶斯主题模型(例如LDA)内含机制融合到一个整体的约束最优化框架中。

监督主题模型的发展(大量的向量) 各种监督主题模型 存储大量的单词向量

MedLDA