

## 词聚类算法

### 1、背景

词的聚类我们不控制输出的类的数量，是类似基于密度的聚类。

机器学习中，常见的基于密度的聚类算法，多数将文本转化为数值向量后，通过计算向量之间的距离 $d$ ，来进行聚类，比如：

DBSCAN：不控制类的半径，通过密度可达的点的数量实现聚类；

meanshift：控制类的有限半径，通过不停更新质心实现聚类。

对于近义词聚类算法，我们要实现的效果更像DBSCAN那样，是不控制类中最终的词的数量（即不控制类半径）。

但是，由于近义词的识别过程中，我们使用了多个模型进行融合，其中既包括计算特征距离的相似算法（ $w2v\_sim, tfidf\_sim$ ），也包括计算空间距离的关联算法(relevance)，这样多个向量的距离阈值的控制都是不同的，且模型之间不是单纯的平行关系，融合条件很复杂，无法直接代入任何现有聚类模型。

遂，对于词的两两之间的距离计算并标识相似(相近)的算法比较复杂，无法在聚类过程中嵌入实现，但却可以最终输出两两词之间是相近关系的场景，这里设计了：

**\*\*密度收敛可达的聚类算法\*\***：

类的延伸不是发散的，而是每次密度可达(相近)的新的点的数量，都要较上一次发生收敛，若出现发散或连续无法收敛的次数达到阈值次数的情况，则剔除发散/无法收敛的点后，存余的点即可生成新类。

**\*\*区分DBSCAN\*\***：DBSCAN是类的延伸应该是发散的，若发散的数达不到阈值，则生成新类

### 2、算法设计及逻辑流

\* 数据源：

已确定相似/相近的两两组合的词

\* 收敛：

指下一次拓展出来的新点 $new\_points$ 较本次拓展出来的点 $current\_points$ 的数量差异，

$new\_points > current\_points$ ：发散，触发发散，类在 $current$ 收敛

$new\_points = current\_points$ ：不收敛，连续不收敛的次数存在阈值限制，超过阈值,收敛

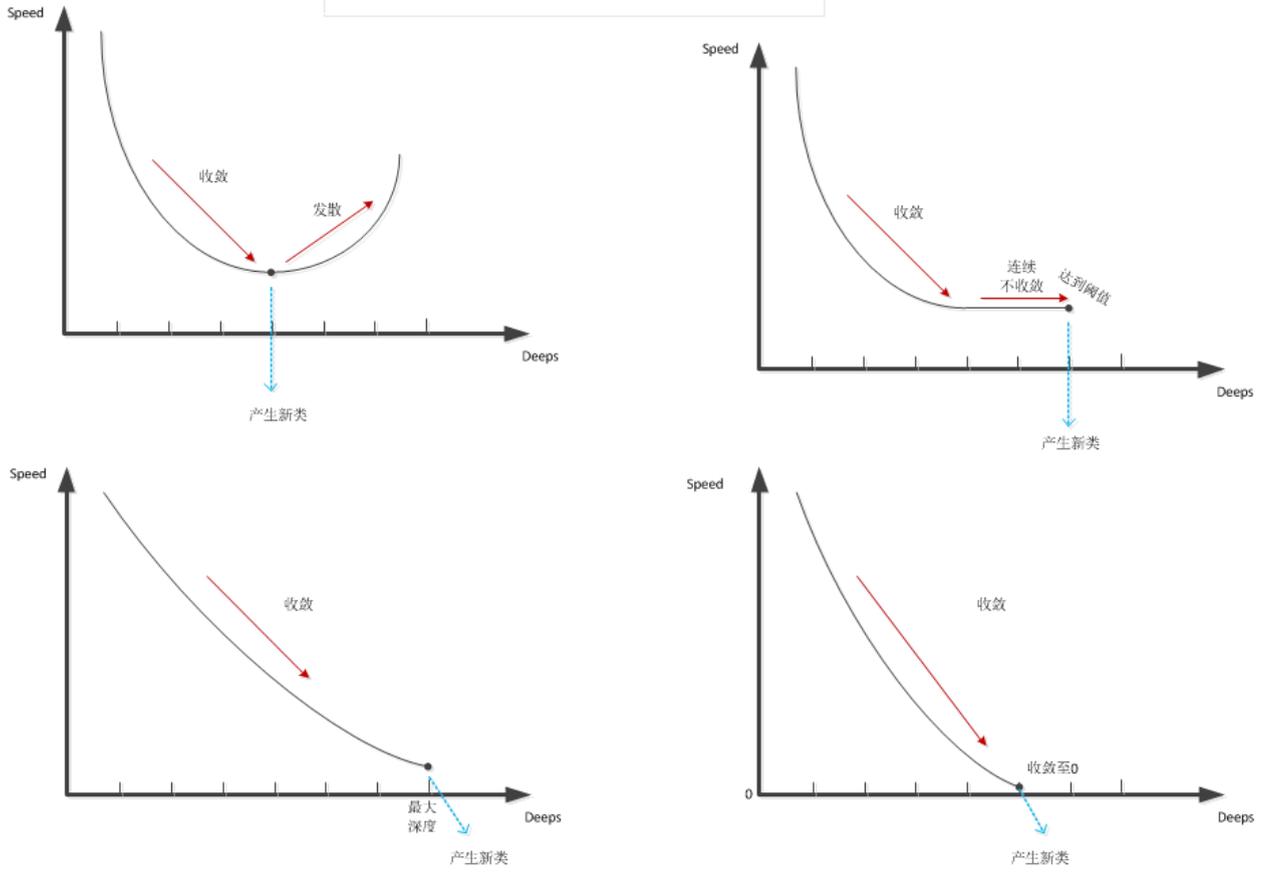
$new\_point = 0$ ：收敛至0，即不再可达新的点，收敛完成。

\* 最大深度：

聚类过程中，进行类拓展的最大次数，即每个类的最大迭代次数。

\* 聚类条件：

基于密度收敛可达的 聚类条件概念图



\* 聚类流程：

