Métodos para Classificação de Texto de Etiqueta Única

(Improving Methods for Single-label Text Categorization)

Ana Cardoso Cachopo

Instituto Superior Técnico — Universidade Técnica de Lisboa / INESC-ID

8 de Outubro de 2007

Estrutura

Introdução e Objectivos

Introdução

- Classificação de Texto
- Documentos de Etiqueta Única
- Classificação Semi-supervisionada

Objectivos

- Melhorar a qualidade dos resultados através da combinação de classificadores.
- Reduzir a quantidade de dados pré-processados que é necessária através da utilização de documentos não etiquetados.

Peso dos Termos dos Documentos

- Os documentos são representados por vectores p-dimensionais.
- Os termos são pesados de acordo com a sua importância.
  - Pesos binários
  - *tfidf*

$$w_{ij} = \frac{freq_{ij}}{max_l(freq_{lj})} \times \log \frac{|D|}{n_{t_i}}$$

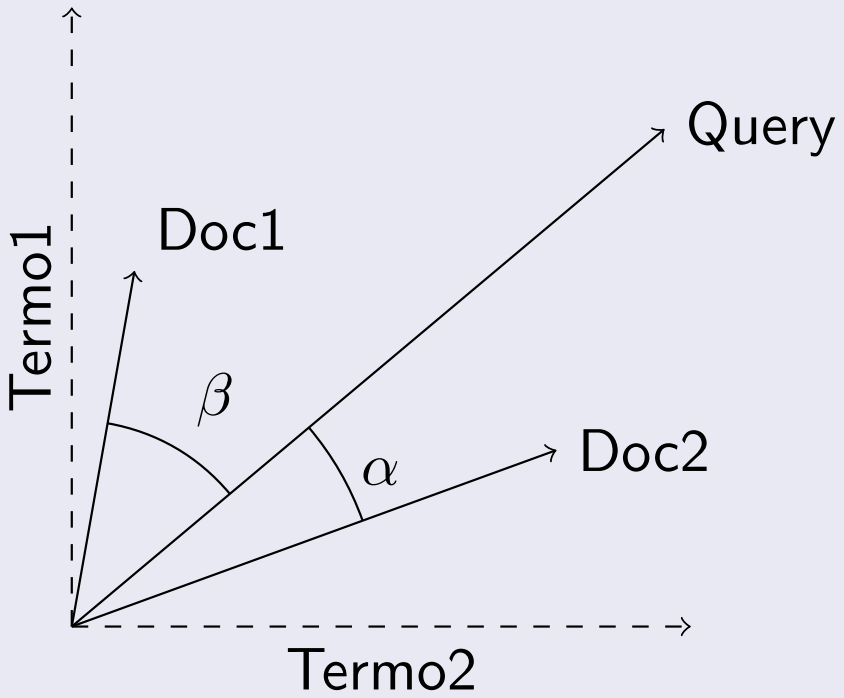
  - *td*

$$wtd_{ijk} = w_{ij} \times icsd_i^{\alpha} \times csd_{ik}^{\beta} \times sd_i^{\gamma}$$

- Os vectores são normalizados para terem comprimento unitário.

Métodos de Classificação

Vector

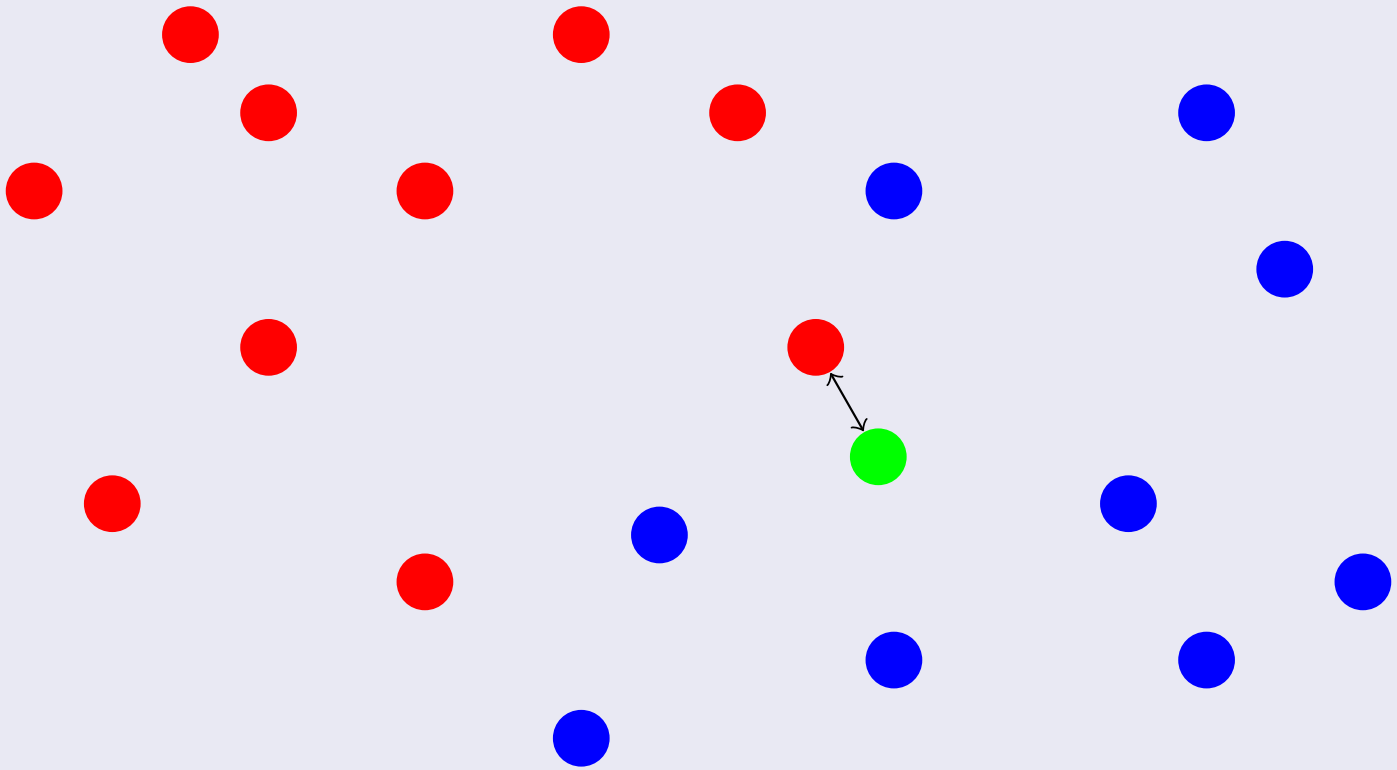


$$sim(\overrightarrow{d_j}, \overrightarrow{q}) = \frac{\overrightarrow{d_j} \cdot \overrightarrow{q}}{||\overrightarrow{d_j}|| \times ||\overrightarrow{q}||}$$

Considera a semelhança entre os vectores que representam os documentos.

Métodos de Classificação

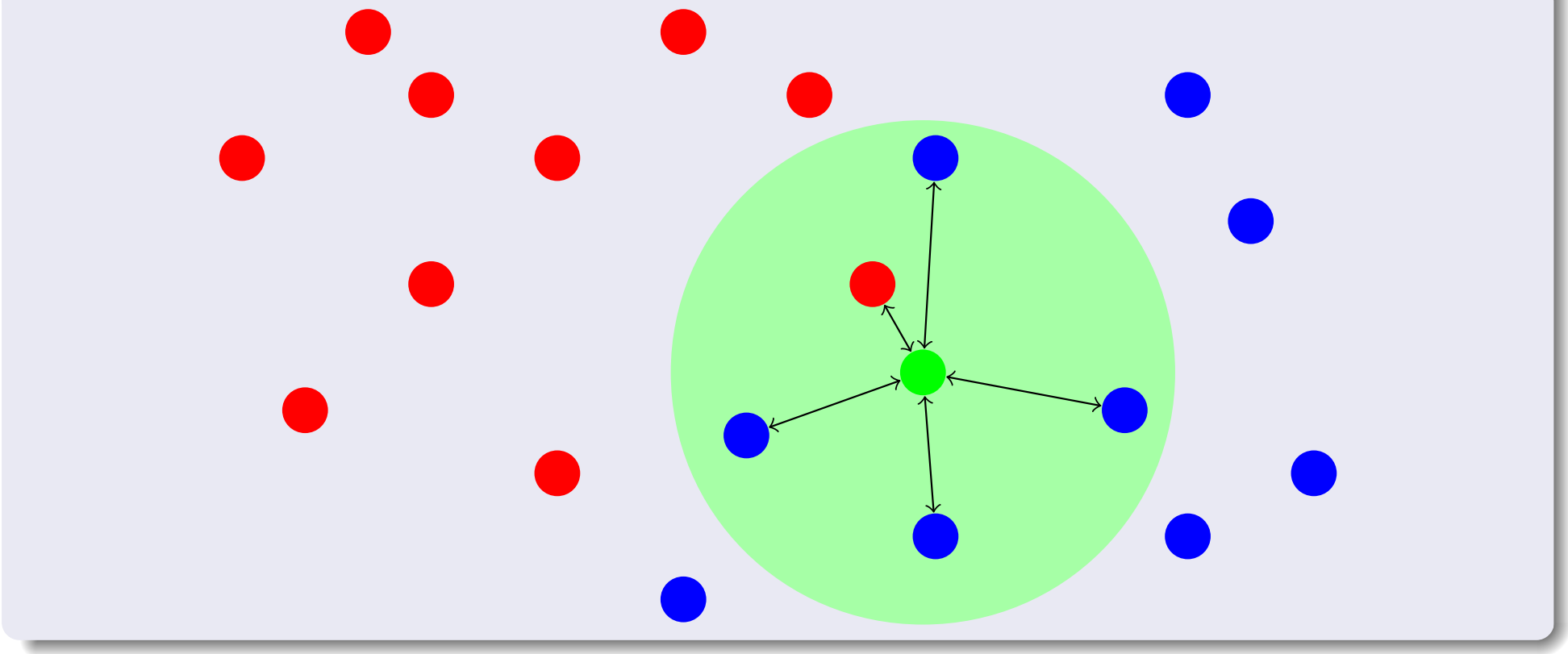
Vector



Considera a classe do documento mais próximo.

Métodos de Classificação

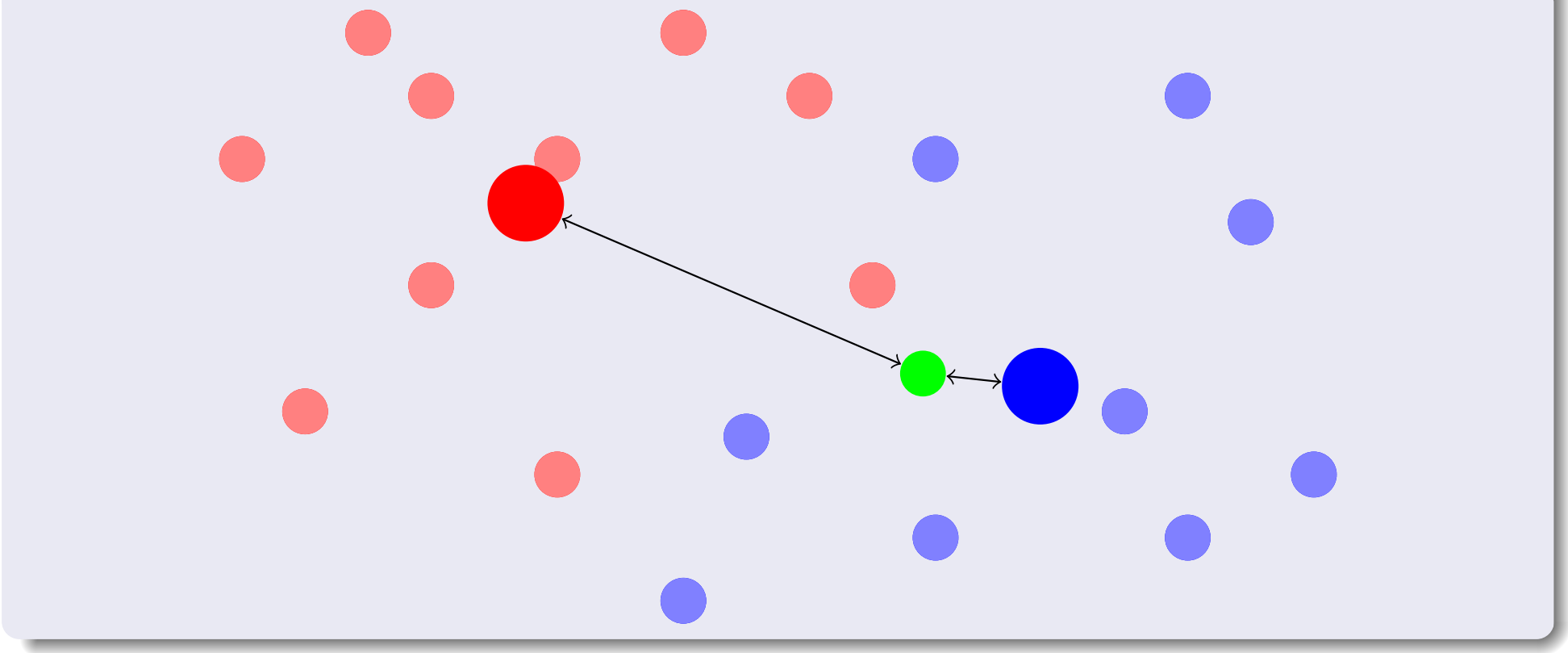
k-NN



Considera os k vizinhos mais próximos.

Métodos de Classificação

Centroid



Considera o centroide de cada classe.

Métodos de Classificação

Centroid

$$\text{Sum: } \vec{c_k} = \sum_{\vec{d_j} \in D_{c_k}} \vec{d_j}$$

$$\text{Average: } \vec{c_k} = \frac{1}{|D_{c_k}|} \cdot \sum_{\vec{d_j} \in D_{c_k}} \vec{d_j}$$

$$\text{NormSum: } \vec{c_k} = \frac{1}{\| \sum_{\vec{d_j} \in D_{c_k}} \vec{d_j} \|} \cdot \sum_{\vec{d_j} \in D_{c_k}} \vec{d_j}$$

$$\text{Rocchio: } \vec{c_k} = \beta \cdot \frac{1}{|D_{c_k}|} \cdot \sum_{\vec{d_j} \in D_{c_k}} \vec{d_j} - \gamma \cdot \frac{1}{|D - D_{c_k}|} \cdot \sum_{\vec{d_j} \notin D_{c_k}} \vec{d_j}$$

Métodos de Classificação

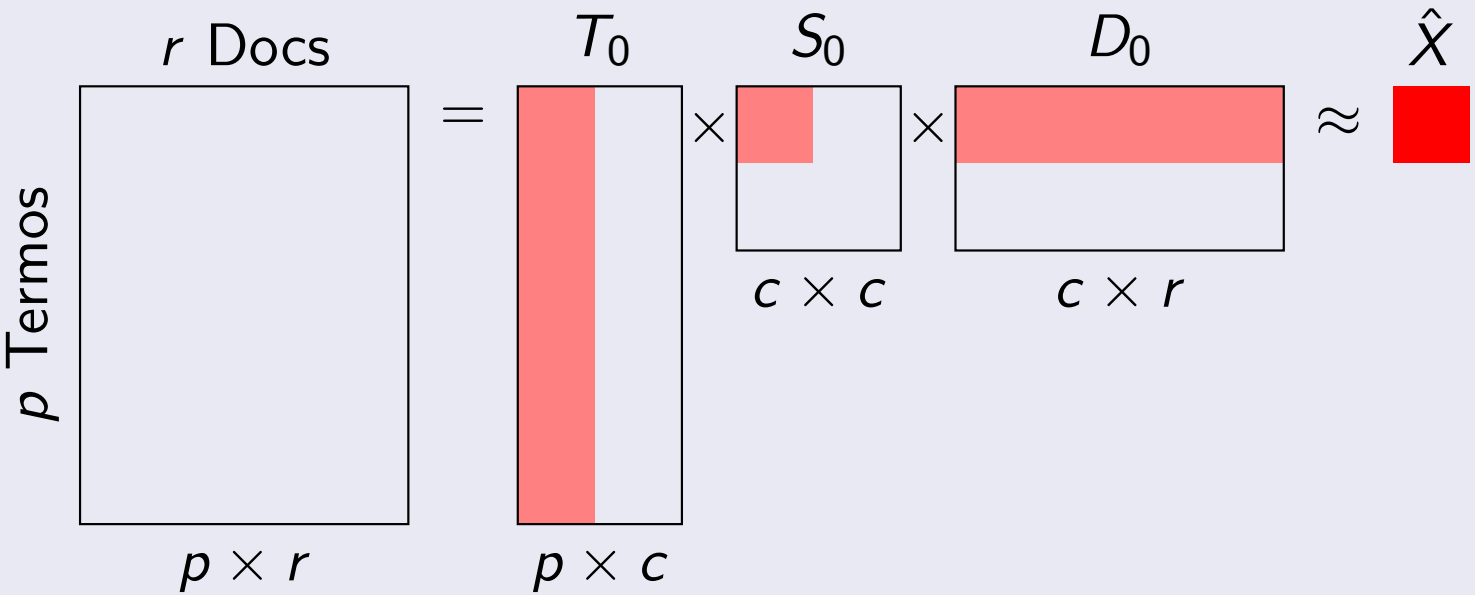
Naive Bayes

$$P(c_k|\overrightarrow{d_j}) = \frac{P(c_k)P(\overrightarrow{d_j}|c_k)}{P(\overrightarrow{d_j})} \approx \sum_{i=1}^{|T|} w_{ij} log \frac{P_{ik}(1 - P_{i\bar{k}})}{P_{i\bar{k}}(1 - P_{ik})}$$

Considera a probabilidade de um documento pertencer a uma determinada classe.

Métodos de Classificação

LSI

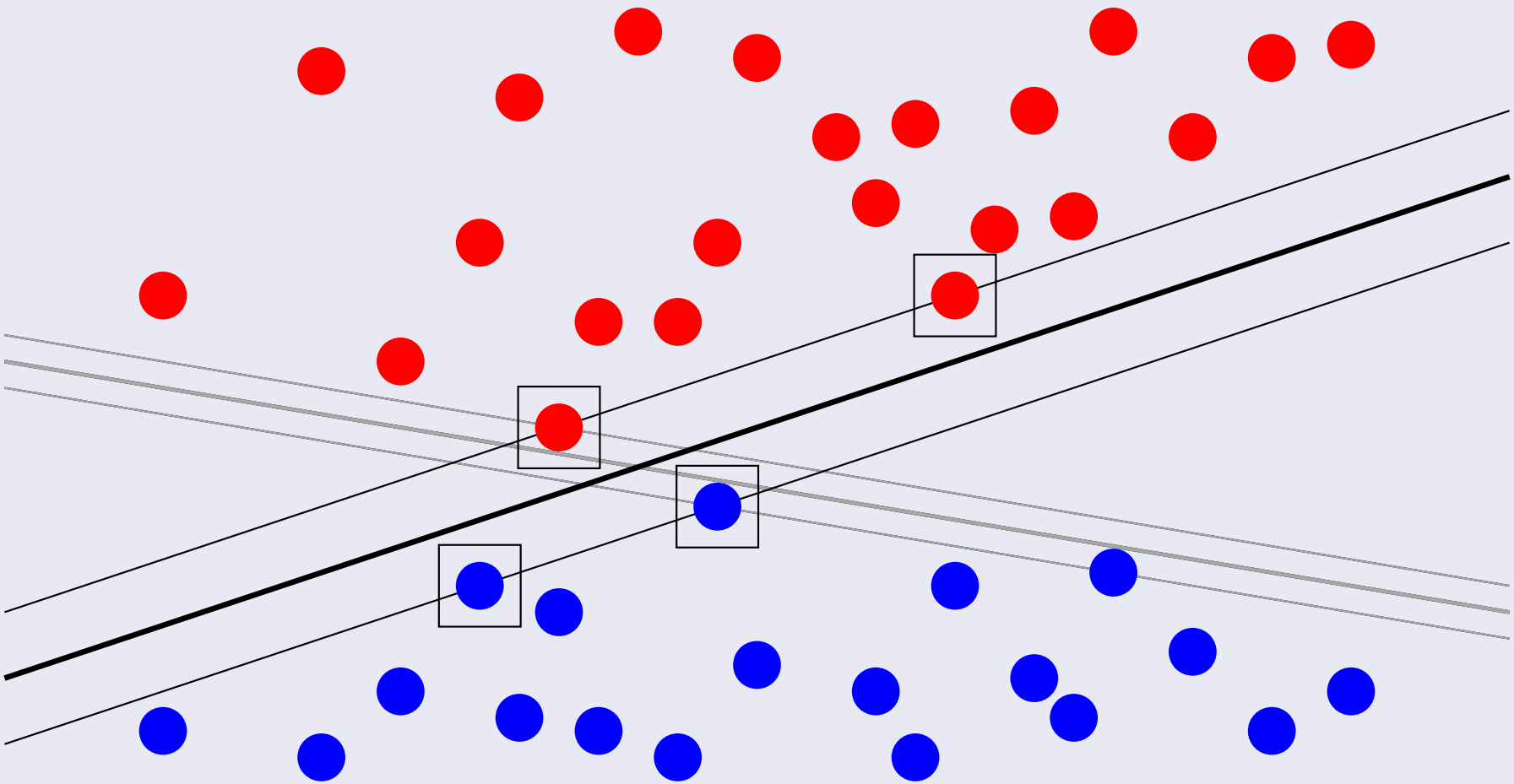


$X = T_0 S_0 D_0$ tal que T_0 e D_0 têm colunas ortonormais e S_0 é diagonal

Usa Singular Value Decomposition para reduzir as dimensões da matriz de termos por documentos.

Métodos de Classificação

SVM



Determina o hiperplano com maiores margens entre duas classes.

Métodos de Classificação

SVM

$$\text{minimizar} \qquad -\sum_{i=1}^{n} \alpha_i + \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^{n} \alpha_i \alpha_j y_i y_j * K(d_i, d_j)$$

$$\text{tal que} \qquad \sum_{i=1}^{n} \alpha_i y_i = 0 \qquad \text{e} \qquad \forall_i \alpha_i \geq 0$$

Medidas de Avaliação

- Accuracy

$$Accuracy = \frac{\#\text{Documentos correctamente classificados}}{\#\text{Total de documentos}}$$

- MRR

$$MRR(n) = \frac{\sum_{i=1}^{\#\text{Total queries}}((\frac{1}{rank_i}) \text{ or } 0)}{\#\text{Total queries}}$$

onde $rank_i$ é a posição da primeira resposta correcta para o query i, considerando as primeiras n classes retornadas pelo sistema.

Conjuntos de Dados

	Docs Treino	Docs Teste	Total Docs	Menor Classe	Maior Classe
Bank37	928	463	1391	5	346
20Ng	11293	7528	18821	628	999
R8	5485	2189	7674	51	3923
R52	6532	2568	9100	3	3923
Web4	2803	1396	4199	504	1641
Cade12	27322	13661	40983	625	8473

Números de documentos para os conjuntos de dados: número de documentos de treino, número de documentos de teste, número total de documentos, número de documentos na menor classe, e número de documentos na maior classe.

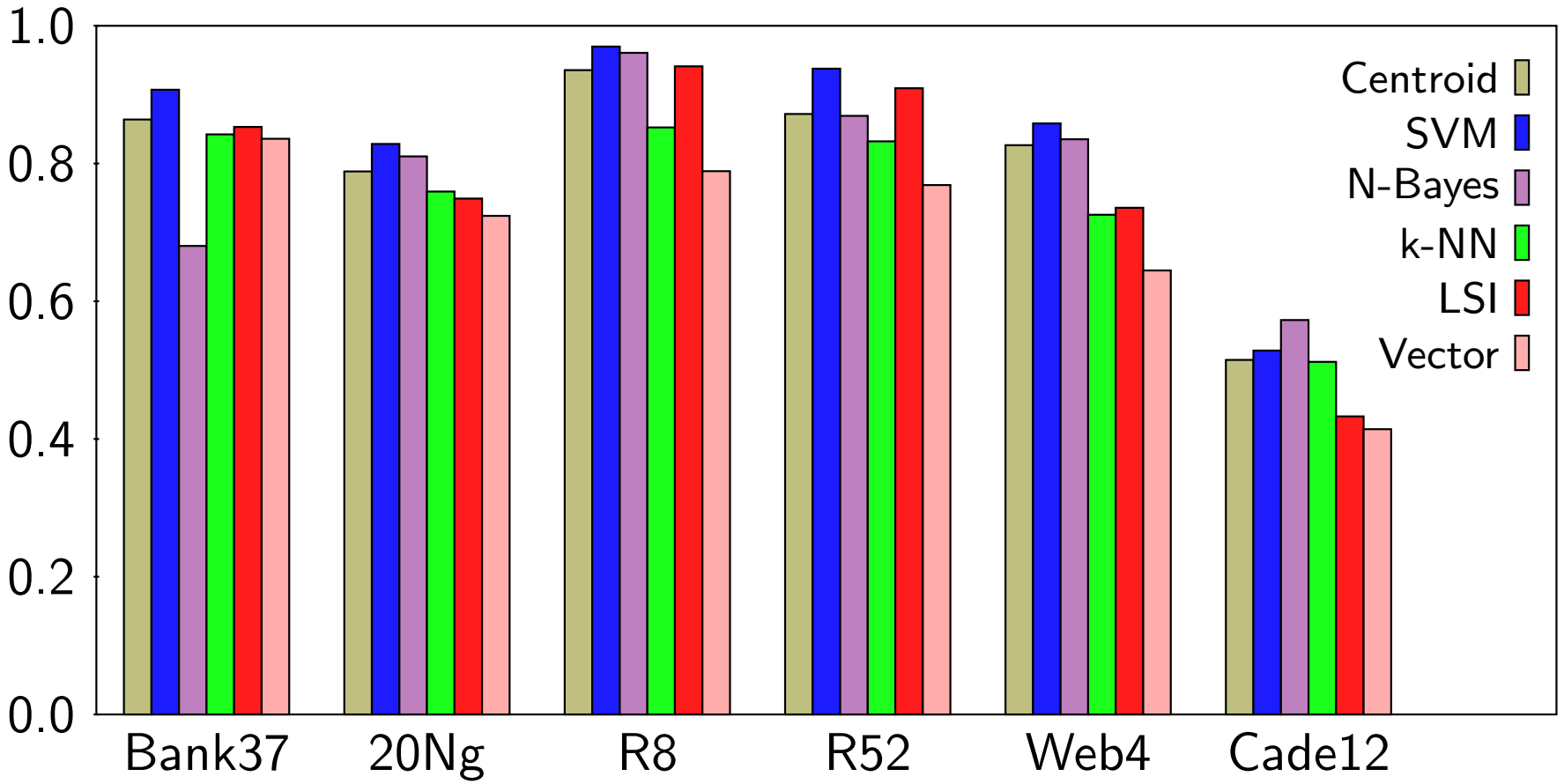
IREP

- Pré-processa os documentos e passa-os para os métodos.
- Usa as mesmas medidas de avaliação com todos os métodos.
- Permite uma fácil incorporação de novos métodos.
- Permite uma fácil combinação dos métodos existentes.
- Permite uma fácil mudança dos parâmetros para cada método.
- Pode ser chamado repetidamente a partir de uma shell.
- Produz resultados num formato compreensível.

IREP

é uma ferramenta computacional altamente configurável, que pode ser usada para fazer experiências com métodos existentes e facilmente estendida para incorporar novos métodos, medidas de avaliação e conjuntos de dados.

Desempenho dos Métodos Existentes

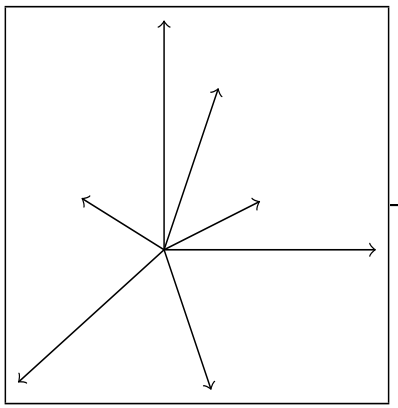


Valores de Accuracy para os seis conjuntos de dados usando cada método de classificação.

Desempenho dos Métodos Existentes

- Dos vários métodos baseados em centroides, C-NormSum é o melhor.
- A qualidade dos resultados obtidos com C-NormSum é quase tão boa como a obtida com SVM, e melhor do que com Vector e k-NN.
- C-NormSum apresenta uma boa relação entre o tempo gasto em treino e teste e a qualidade dos resultados obtidos.
- Usar *tfidf* para calcular os pesos dos termos dos documentos é geralmente melhor do que usar *td*.

Métodos de Classificação Existentes



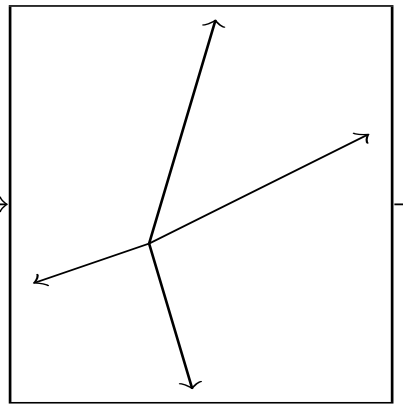
Espaço de termos
p dimensional

Similaridade do Coseno → Vector

k-NN + Similaridade do Coseno → k-NN

Kernel + Estratégia de Votação → SVM

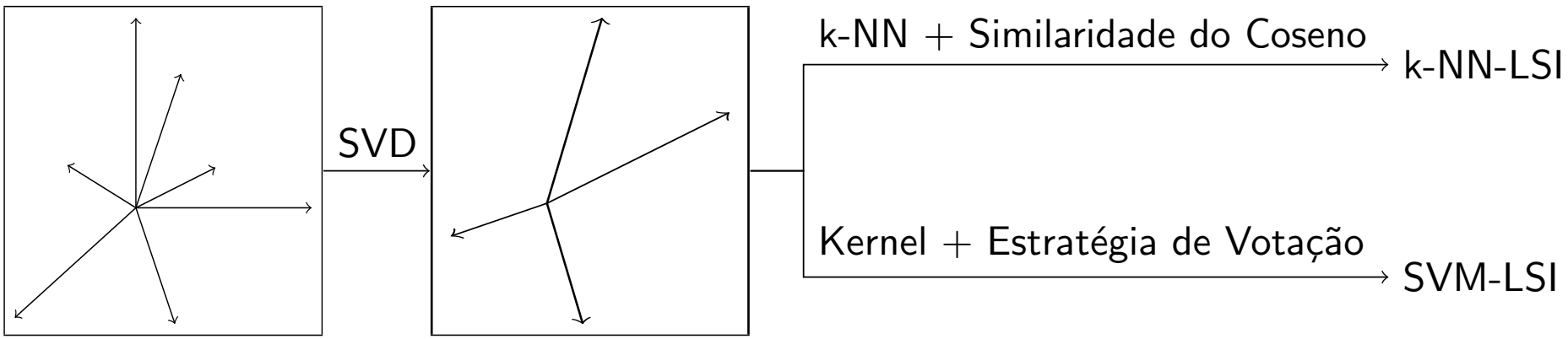
SVD



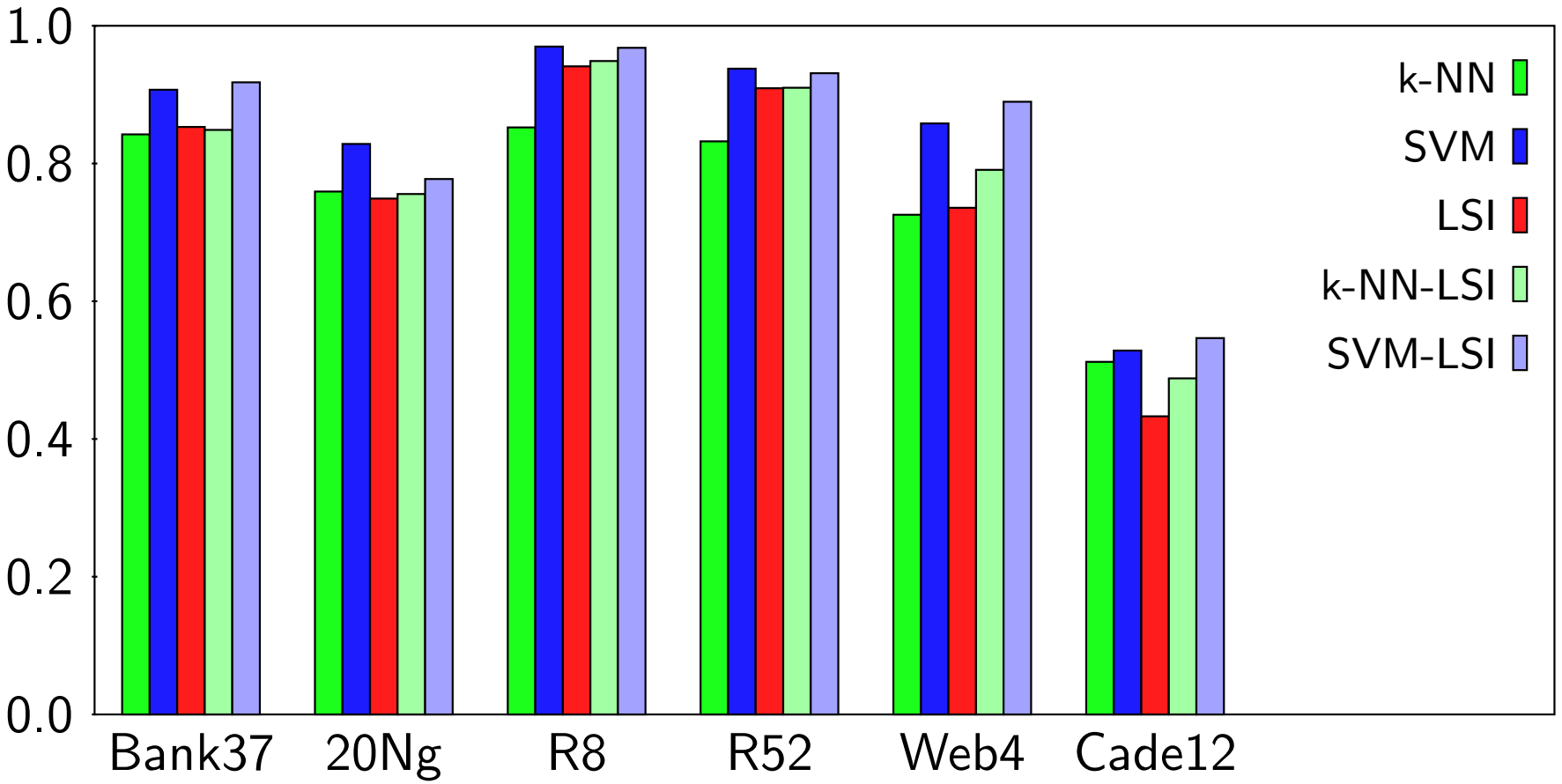
Espaço de conceitos
$s << p$ dimensional

Similaridade do Coseno → LSI

Combinações com LSI



Desempenho das Combinações entre Métodos



Valores de Accuracy para os seis conjuntos de dados usando cada método.

Desempenho das Combinações entre Métodos

- k-NN-LSI implica uma pequena alteração relativamente a LSI e apresenta melhores resultados do que k-NN e LSI.
- SVM-LSI é melhor do que SVM na média dos vários conjuntos de dados.

Utilização de Documentos Não Etiquetados

Quando usar documentos não etiquetados:

- Quando existem pequenas quantidades de documentos etiquetados.
- Quando existem muitos documentos não etiquetados.
- Quando é difícil ou "caro" classificar mais documentos.

Como incorporar a informação dos documentos não etiquetados:

- Usando EM.
- Incrementalmente.

Porquê usar um método baseado em centroides:

- Porque é rápido.
- Porque tem uma boa Accuracy.

Incorporar a Informação Usando EM

Se todo o conjunto de dados está disponível desde o início, como numa biblioteca.

Entradas: Um conjunto de documentos etiquetados, L, e um conjunto de documentos não etiquetados U.
Inicialização: Para cada classe c_j que apareça em L, determinar o centroide da classe $\overrightarrow{c_j}$, usando uma das fórmulas para os centroides e considerando apenas os documentos etiquetados.
Estimação: Para cada documento não etiquetado $d_j \in U$, classificá-lo de acordo com os centroides disponíveis.
Maximização: Para cada classe c_j, actualizar o seu centroide $\overrightarrow{c_{j_{new}}}$, considerando os documentos etiquetados e as etiquetas para os documentos não etiquetados obtidas no passo anterior.
Iterar: Até que os centroides não mudem em duas iterações consecutivas.
Saídas: Para cada classe c_j, o centroide $\overrightarrow{c_j}$.

Incorporar a Informação Incrementalmente

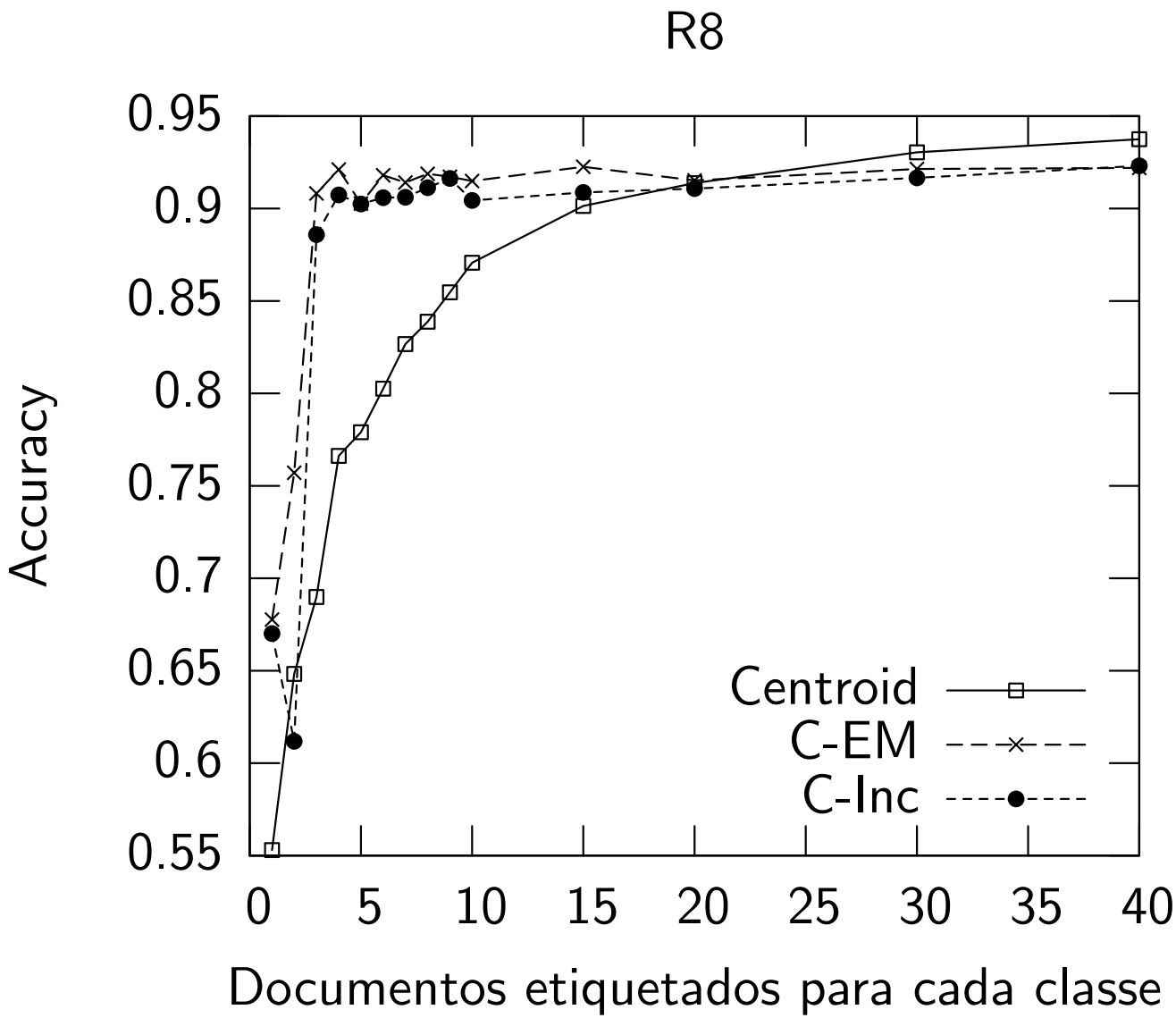
Se o conjunto de dados muda ao longo do tempo, como uma linha de notícias ou na internet.

Entradas: Um conjunto de documentos etiquetados, L, e um conjunto de documentos não etiquetados U.
Inicialização: Para cada classe c_j que apareça em L, determinar o centroide da classe $\overrightarrow{c_j}$, usando uma das fórmulas para os centroides e considerando apenas os documentos etiquetados.
Iterar: Para cada documento não etiquetado $d_j \in U$:

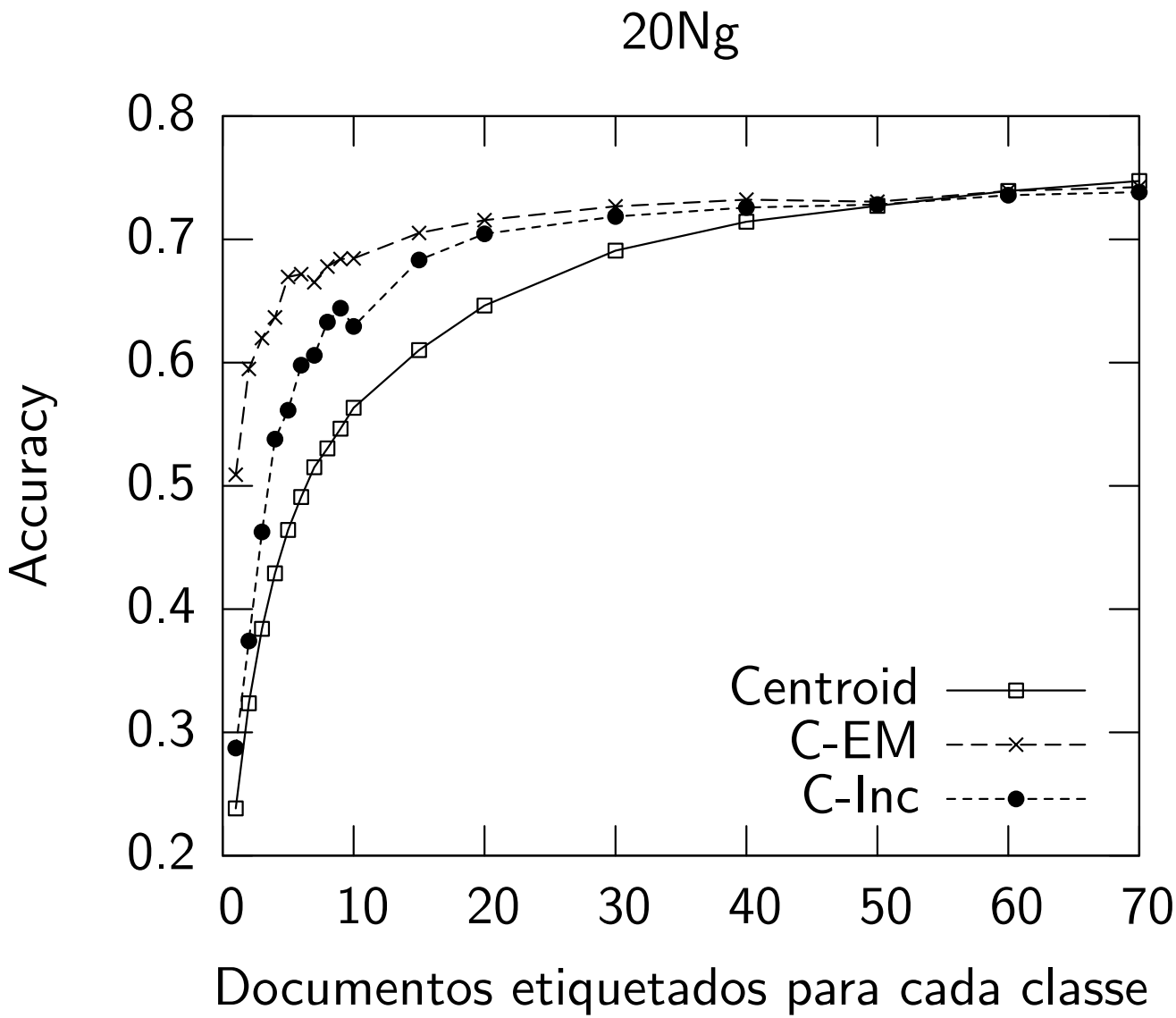
- Classificar d_j de acordo com a sua semelhança a cada um dos centroides.
- Actualizar os centroides com o novo documento d_j classificado no passo anterior.

Saídas: Para cada classe c_j, o centroide $\overrightarrow{c_j}$.

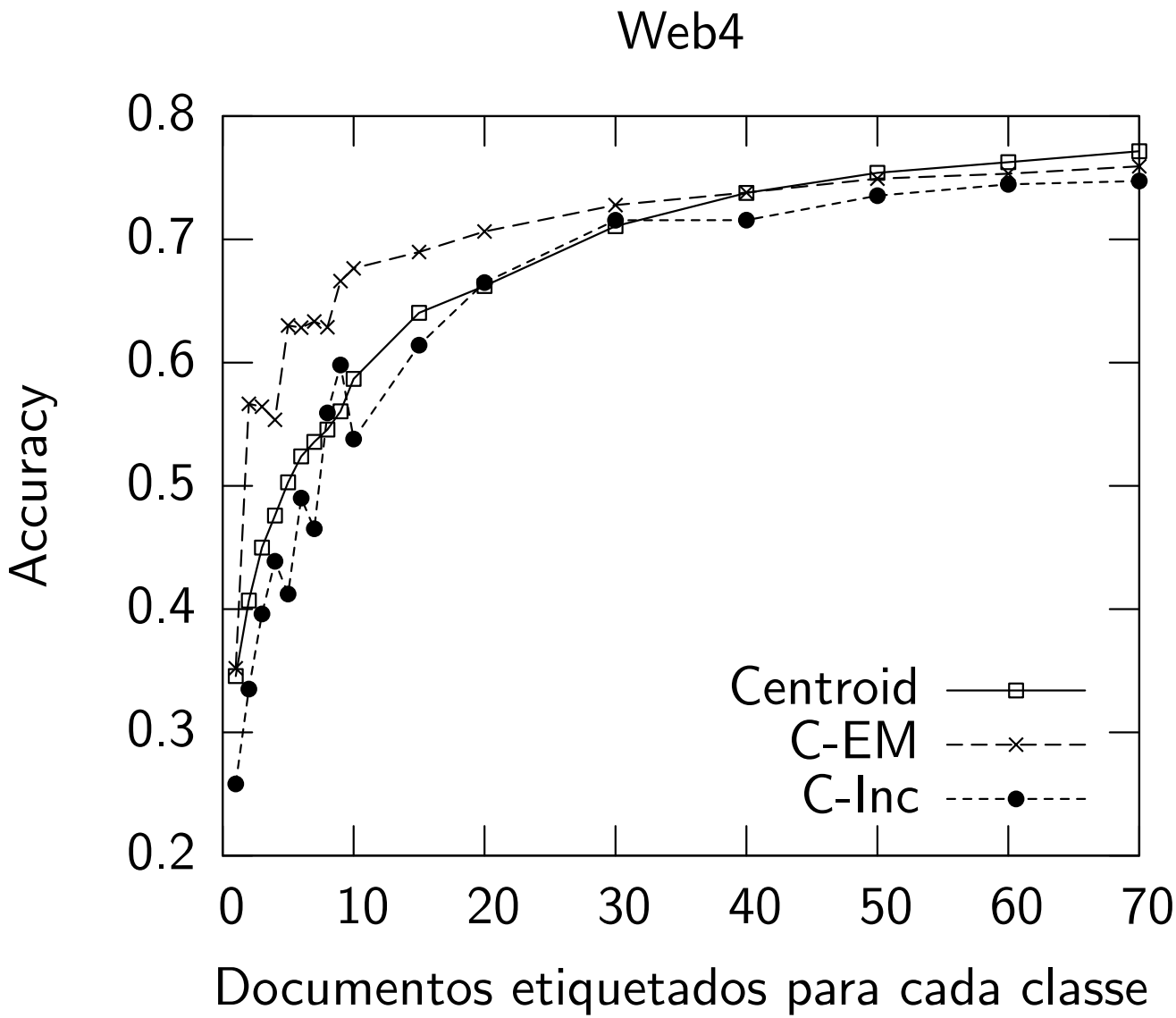
Desempenho da Utilização de Docs Não Etiquetados



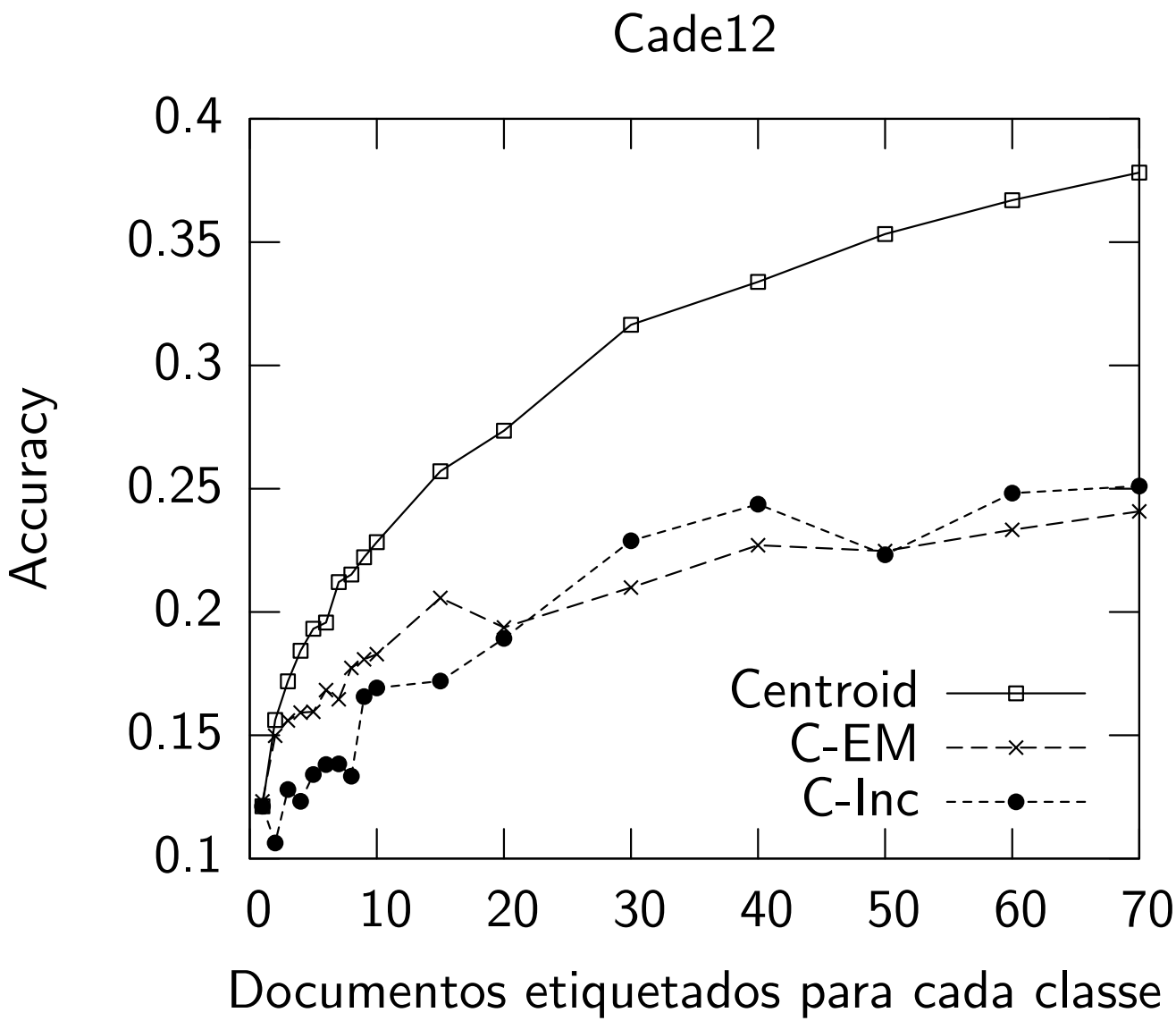
Desempenho da Utilização de Docs Não Etiquetados



Desempenho da Utilização de Docs Não Etiquetados



Desempenho da Utilização de Docs Não Etiquetados



Desempenho da Utilização de Docs Não Etiquetados

- A incorporação dos documentos não etiquetados usando C-EM é em geral melhor do que incrementalmente, em especial quando há poucos documentos etiquetados para cada classe.
- Se o modelo inicial dos dados for suficientemente preciso, usar documentos não etiquetados melhora os resultados.
- Se o modelo inicial dos dados não for suficientemente preciso, usar documentos não etiquetados piora os resultados.

Contribuições Principais

- Desenvolvimento de uma ferramenta altamente configurável para fazer experiências com vários métodos de classificação.
- Comparação exaustiva de 13 métodos de classificação usando 4 colecções de dados standard e uma criada para este trabalho.
- Proposta de dois novos métodos de classificação que correspondem à combinação de métodos existentes.
- Proposta de dois algoritmos para incorporar documentos não etiquetados num método baseado em centroides usando EM e incrementalmente.
- Estudo empírico de quando é que se devem usar documentos não etiquetados com um método baseado em centroides.

Obrigada.