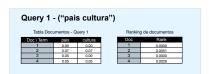
Ejercicio 1 - Modelos de Lenguaje

	matri	z termino-docume	ento		Probabilidad P(tf / N)							
Term \ Doc	D1	D2	D3	D4	Term \ Doc	D1	D2	D3	D4	С		
ademas	1	0	0	0	ademas	0.04	0.00	0.00	0.00	0.01		
asi	0	0	1	0	asi	0.00	0.00	0.05	0.00	0.01		
como	0	0	1	0	como	0.00	0.00	0.05	0.00	0.01		
comunicacion	1	0	1	0	comunicacion	0.04	0.00	0.05	0.00	0.03		
crecimiento	1	0	0	1	crecimiento	0.04	0.00	0.00	0.05	0.03		
cultura	0	1	0	1	cultura	0.00	0.07	0.00	0.05	0.03		
de	2	0	3	i i	de	0.08	0.00	0.14	0.00	0.06		
del	0	0	0	1	del	0.00	0.00	0.00	0.05	0.01		
desarrolladores	1	0	0	0	desarrolladores	0.04	0.00	0.00	0.00	0.01		
el	2	0	0	1	el	0.08	0.00	0.00	0.05	0.04		
en	2	0	0	2	en	0.08	0.00	0.00	0.11	0.05		
entre	1	0	0	0	entre	0.04	0.00	0.00	0.00	0.01		
es	0	1	2	1	es	0.00	0.07	0.09	0.05	0.05		
eso	0	1	0	0	eso	0.00	0.07	0.00	0.00	0.01		
esta	0	0	0	1	esta	0.00	0.00	0.00	0.05	0.01		
estado				1	estado	0.00	0.00	0.00	0.05	0.01		
favorecido	1	0	0	1 0	favorecido	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01		
fundamental	1	0	1	1	fundamental	0.04	0.00	0.00	0.00	0.01		
ha	2	0	0	0	ha	0.04	0.00	0.00	0.00	0.03		
hace	0	1	0	0	hace	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03		
hardware	0	0	1	0	hardware			0.00		0.01		
	0	0	0	1		0.00	0.00	0.05	0.00	0.01		
incorpore internet					incorpore internet	0.00	0.00	0.00	0.05	0.01		
la	2	2	2	0 1	la la	0.08	0.00	0.00	0.00	0.08		
					libre							
libre	11	1	0	2		0.04	0.07	0.00	0.11	0.05		
lo	0	1	1	0	lo	0.00	0.07	0.05	0.00	0.03		
los	1	0	0	0	los	0.04	0.00	0.00	0.00	0.01		
mas	0	0	1	0	mas	0.00	0.00	0.05	0.00	0.01		
mayor	0	1	0	0	mayor	0.00	0.07	0.00	0.00	0.01		
nuestro	0	0	1	1	nuestro	0.00	0.00	0.05	0.05	0.03		
pais	0	1	1	1	pais	0.00	0.07	0.05	0.05	0.04		
papel	1	0	0	0	papel	0.04	0.00	0.00	0.00	0.01		
para	0	0	1	0	para	0.00	0.00	0.05	0.00	0.01		
produccion		0	2	0	produccion	0.00	0.00	0.09	0.00	0.03		
que	0	1	0	1	que	0.00	0.07	0.00	0.05	0.03		
riqueza	0	1	0	0	riqueza	0.00	0.07	0.00	0.00	0.01		
software	2	0	1	2	software	0.08	0.00	0.05	0.11	0.06		
tecnologia	0	0	1	0	tecnologia	0.00	0.00	0.05	0.00	0.01		
tenido	1	0	0	0	tenido	0.04	0.00	0.00	0.00	0.01		
tiene	0	1	0	0	tiene	0.00	0.07	0.00	0.00	0.01		
un	1	1	0	0	un	0.04	0.07	0.00	0.00	0.03		
V	0	0	1	0	у	0.00	0.00	0.05	0.00	0.01		

Query-likelihood + Sin Smoothing





Query 3 - ("software propietario licencia")										
Tabla	Documentos	- Query 1-1		Ranking of	de documentos-1-1					
Doc \ Term	software	propetario	licencia		Doc	Rank				
1	0.08	0	0		1	0.0000				
2	0.00	0	0		2	0.0000				
3	0.05	0	0		3	0.0000				
4	0.11	0	0		4	0.0000				

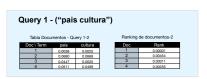
¿Qué problemas encuentra?

El principal problema es que cuando un termino no aparece en el documento este hace que la probabilidad sea cero y por lo tanto termina haciendo cero a todo el producto. Por lo que no importa cuan buenos eran los términos restantes. Para ello se utilizan técnicas de smoothing que evitan que la probabilidad se cancele.



Query-likelihood + Jelinek-Mercer

λ 0.1000



Query 2 - ("pais libre cultura")										
Tabla	Documentos	- Query 1-1	-2	Ranking	de documentos-1-2					
Tabla Doc \ Term	Documentos pals	- Query 1-1	-2 cultura	Ranking	de documentos-1-2 Rank					
	pais	libre	cultura		Rank					
Doc \ Term	pais 0.0038	libre 0.0410	cultura 0.0668		Rank 0.00001					

Query 3 - ("software propietario licencia")										
Tabla E	locumentos	- Query 1-1-		Ranking d	e documentos-1-1-1					
	software	propetario	licencia	1	Doc	Rank				
Doc \ Term										
Doc \ Term	0.0783	0	0		1	0.0000				
Doc \ Term					1 2					
Doc \ Term	0.0783	0			1 2 3	0.0000				

Ejercicio 2 - Modelos de Lenguaje



Query 2 -	("pais	libre	cultura	ı")											
Tabla D	locumentos	- Query 1-1-	2-1	Tabla Documentos - Query 1-1-2-1-1			!-1-1	Tabla Documentos - Query 1-1-2-1-2					Ranking de documentos-2-1-1		
Doc \ Term	pais	libre	cultura	Doc \ Term	pais	libre	cultura	Doc \ Term	pais	libre	cultura	I	Doc	Rank	
1	0.0370	0.0499	0.0247	1	0.3333	0.3333	0.3333	1	1.0566	0.9135	1.2516]	1	3.22178	
2	0.0377	0.0501	0.0253					2	1.0477	0.9109	1.2395		2	3.19803	
3	0.0376	0.0495	0.0248					3	1.0496	0.9176	1.2490		3	3.21615	
4	0.0376	0.0505	0.0252					4	1.0488	0.9073	1.2414	1	4	3.19758	

Query 3	- ("soft	ware p	ropieta	rio licencia	a")									
Tabla Documentos - Query 1-1-1-1-1			Tabla Doc	cumentos - (Query 1-1-1-	1-1-2	Tabla Do	cumentos - (Query 1-1-1-	1-1-1		Ranking de d	locumentos-2-1-1-	
Doc \ Term	software	propetario	licencia	Doc \ Term	software	propetario	licencia	Doc \ Term	software	propetario	licencia		Doc	Rank
					0.3333	0.3333	0.3333	1	0.8034	0	0	1	1	0.80335
Doc Vienn	0.0627	0	0	1										
1 2	0.0627	0	0	1	0.3333	0.3333	0.0000	2	0.8084	0	0	1	2	0.80837
1 2 3			0	1	0.3333	0.3333	0.0000	2 3		0	0	1	2 3	

Comparando ambos modelos

Podemos observar que además de no cancelar los documentos que tienen términos con frecuencia 0 sobre alguno de los términos de la query observamos que aumenta el ranking de los documentos con valores más chicos.

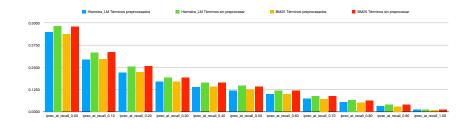
Aun así podemos observar que si se consulta por un termino que no esta en el corpus, esto resulta en cancelar todos los documentos candidatos. Lo que da como resultado ningún documento.

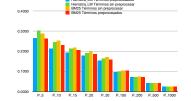
Observaciones

Podemos observar que la query #3 devolvió documentos. Por lo que ya no es un problema realizar una consulta por términos que no tengamos dentro del corpus. Esto se debe principalmente a que es una sumatoria y no una productoria la que se realiza en el ultimo paso.

Ejercicio 3 - TREC EVAL

	Hiemstra_LM	Hiemstra_LM	BM25	BM25
Parametros	Términos preprocesados	Términos sin preprocesar	Términos preprocesados	Términos sin preprocesar
num_q	112	112	112	112
num_ret	102114	102114	102114	102114
num_rel	3114	3114	3114	3114
num_rel_ret	2731	2740	2731	2740
map	0.1382	0.1574	0.1384	0.1578
gm_map	0.0069	0.0074	0.007	0.0076
Rprec	0.1545	0.1719	0.1571	0.1754
bpref	0.6098	0.611	0.6099	0.611
recip_rank	0.422	0.4602	0.4002	0.4474
iprec_at_recall_0.00	0.4491	0.4842	0.4378	0.41
iprec_at_recall_0.10	0.2935	0.3326	0.297	0.335
iprec_at_recall_0.20	0.2227	0.2547	0.2235	0.255
iprec_at_recall_0.30	0.1721	0.1934	0.1706	0.192
iprec_at_recall_0.40	0.1394	0.1625	0.1424	0.163
iprec_at_recall_0.50	0.1192	0.1469	0.1244	0.142
iprec_at_recall_0.60	0.1002	0.1192	0.0995	0.120
iprec_at_recall_0.70	0.0745	0.0892	0.0715	0.088
iprec_at_recall_0.80	0.0551	0.0657	0.053	0.064
iprec_at_recall_0.90	0.0322	0.0399	0.0294	0.0
iprec_at_recall_1.00	0.012	0.0121	0.0092	0.010
P_5	0.2661	0.3036	0.2643	0.287
P_10	0.2125	0.2455	0.2313	0.252
P_15	0.1917	0.2131	0.206	0.218
P_20	0.1781	0.1911	0.1866	0.196
P_30	0.1545	0.1643	0.1583	0.170
P_100	0.0971	0.0992	0.1018	0.104
P_200	0.0704	0.072	0.0717	0.073
P_500	0.0409	0.0415	0.0414	0.041
P 1000	0.0244	0.0245	0.0244	0.024





Observaciones

Podemos observar que los valores de precisión a nivel de recall coinciden entre *BM25* y *Hiemstra_LM* (ambos sin preprocesar). Recordamos que durante el preprocesado se le realizo a las queries y lo único que realizamos fue eliminar términos duplicados. Los resultados de ambos modelos son muy parecidos, sobre todo si observamos el MAP que para todos los modelos osciló entre 0.13 para ambos modelos preprocesados y 0.16 para ambos modelos sin preprocesar.