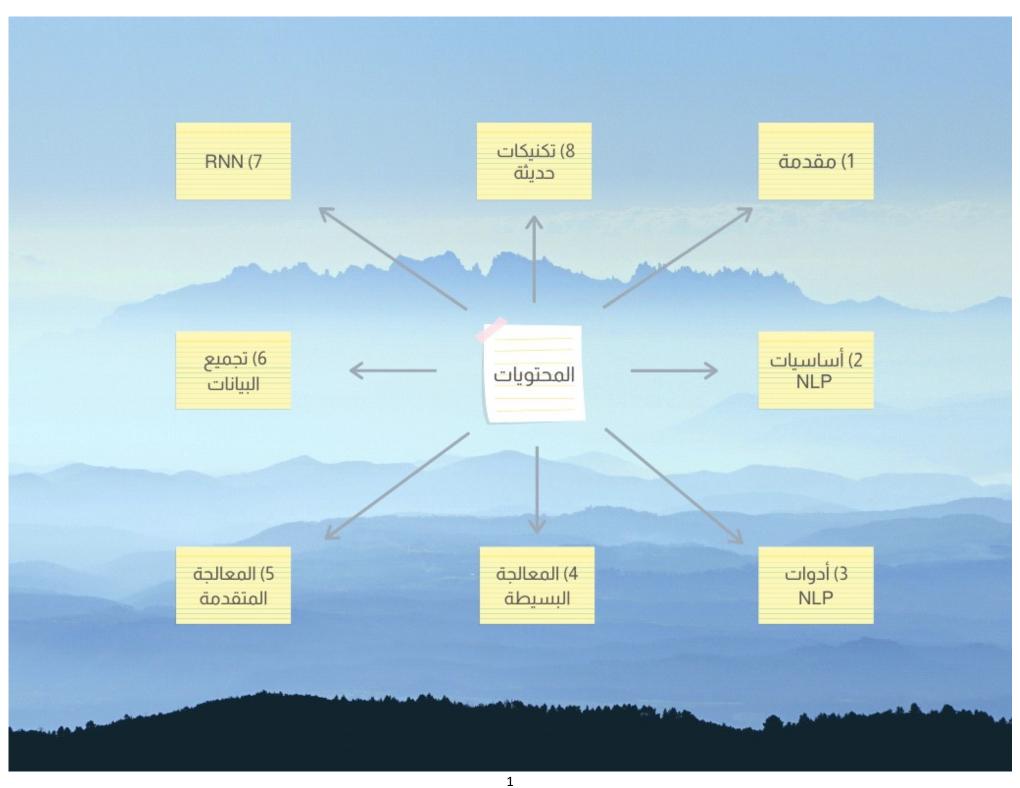
NATURAL LANGUAGE PROCESSING

المعالجة اللغوية الطبيعية



المحتويات

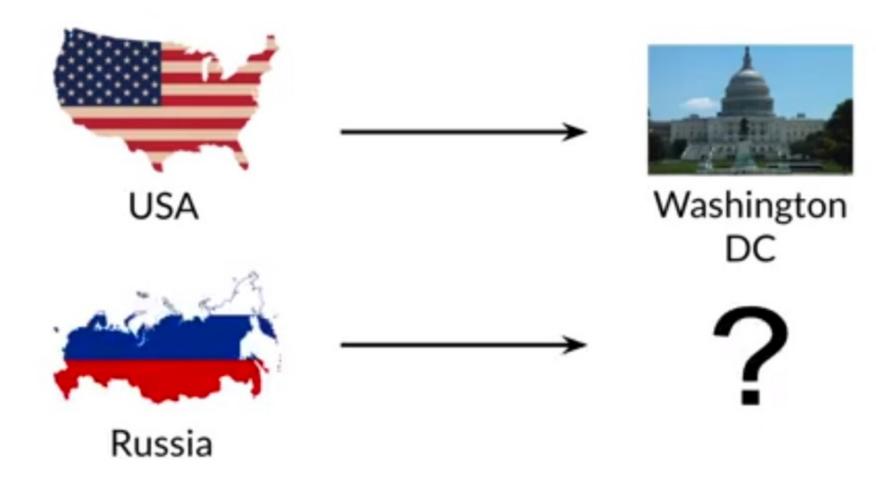
				التطبيقات	العقبات و التحديات	تاریخ NLP	ما هو NLP	المحتويات	1) مقدمة
					البحث في النصوص	ملفات pdf	الملفات النصية	المكتبات	2) أساسيات NLP
T.Visualization	Syntactic Struc.	Matchers	Stopwords	NER	Stem & Lemm	POS	Sent. Segm.	Tokenization	3) أدوات NLP
	Dist. Similarity	Text Similarity	TF-IDF	BOW	Word2Vec	T. Vectors	Word embed	Word Meaning	4)المعالجة البسيطة
T. Generation	NGrams	Lexicons	GloVe	L. Modeling	NMF	LDA	T. Clustering	T. Classification	5)المعاجلة المتقدمة
	Summarization & Snippets		A	Ans. Questions	Auto Correct	Vader	Naïve Bayes	Sent. Analysis	
Search Engine	Relative Extraction		Information Retrieval		Information Extraction		Data Scraping	Tweet Collecting	6)تجميع البيانات
					Rec NN\TNN	GRU	LSTM	Seq to Seq	RNN (7
Chat Bot	Gensim	FastText	Bert	Transformer	Attention Model	T. Forcing	CNN	Word Cloud	8)تكنيكات حديثة

القسم الرابع: المعالجة البسيطة للنصوص

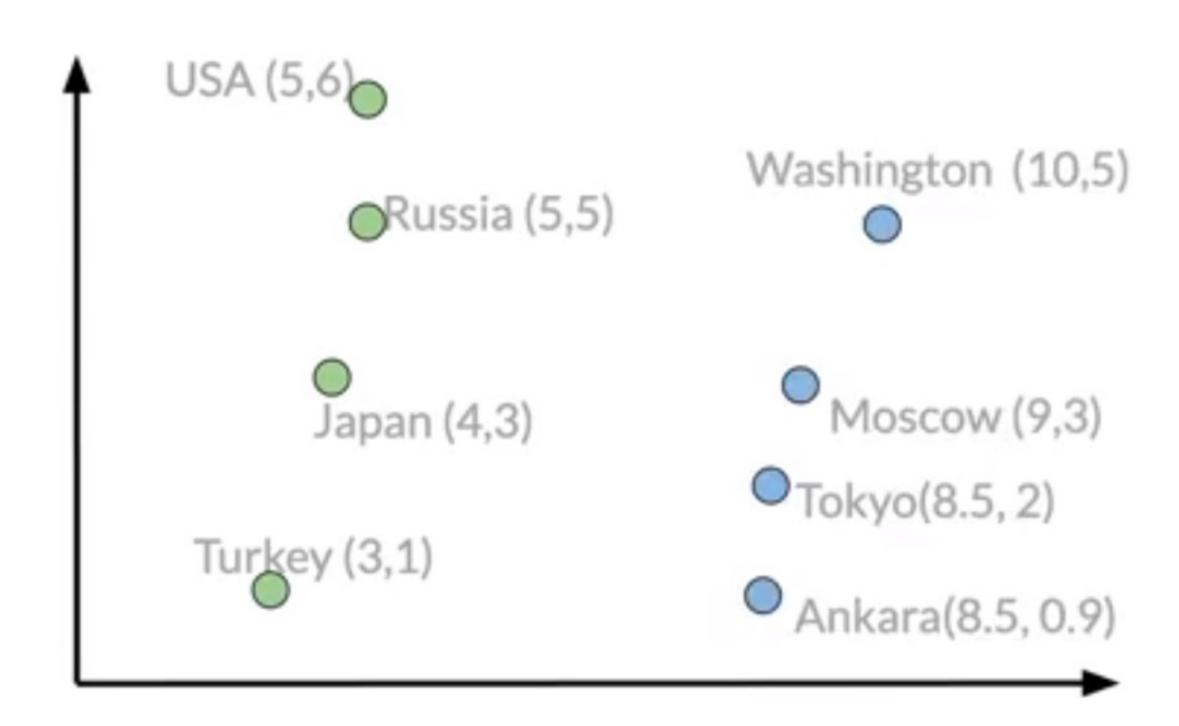
الجزء الثالث: Text Vectors

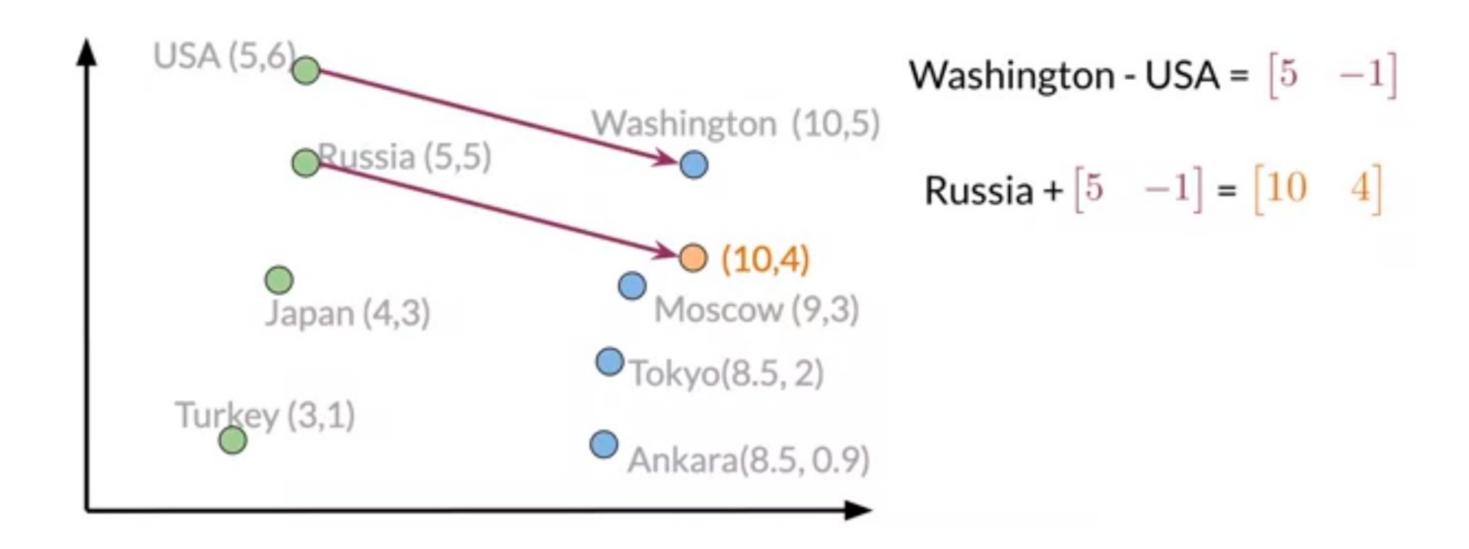
نتناول في هذا الجزء, العمليات الحسابية المعتمدة علي قيم word embedding لكل كلمة, وذلك لتحديد كلمات طلوبة, بناء على عدد آخر من الكلمات.

مثال بسيط: لو كان لدينا عاصمة الولايات المتحدة و نريد استنتاج عاصمة روسيا, فكيف يتم هذا ؟



يتم عبر رسم الدول و العواصم في جراف معين, فلو تخيلنا ان قيم WE هي قيمتين فقط مثل هذا الرسم, وتم تحديد اماكن الدول و المدن الهمة هنا, و تم تطبيق عملية طرح بين امريكا و عاصمتها, التي ستكون 1-, 5 ثم مع هذا الفارق مع قيم روسيا, والتي ستكون بقيمة معينة 10,4





و بالبحث, نجد ان اقرب مدينة لهذه القيمة هو موسكو, و يمكن تطبيق هذا الامر علي عدد اخر من البلاد

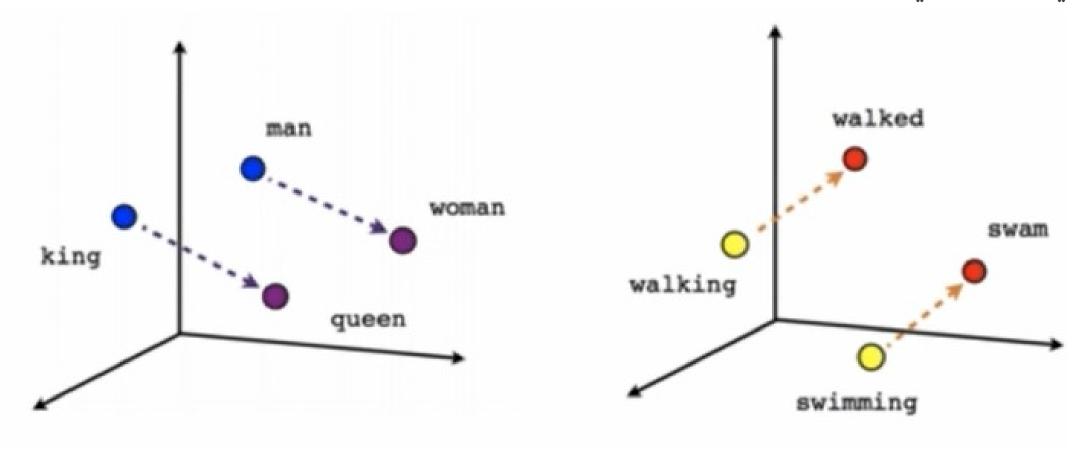
و هذا الأمر لو تم علي مقياس صغير مثل بعدين فقط, فيمكن أن يتم علي حجم أكبر, مثل 300 بعد الخاص بالـ WE

كذلك يمكن عمل جمع او طرح للجملة المشهورة, فيمكن مثلا ان نقول ان :

X = King - Man + Woman

قيمة x هنا هي ان نقوم بايجاد الفارق بين الملك و الرجل, والتي ستكون صفات الملوك, واذا اضفناها الي المراة, ستكون هي قيمة الملكة . . و عمليات الجمع و الطرح هي في الحقيقة لكل الفيكتورز الـ 300

كذلك نفس الامر في الازمنة في الافعال وغيرها هكذا



و هذا الأمر يسمي word analogy او تشابه الكلمات

و هي الخاصة بمدي اقتراب او ابتعاد الكلمات عن بعضها البعض, و مدي الاختلافات او التشابهات بينها, وهناك امثلة اخري مثل:

King - Queen ~= Prince - Princess

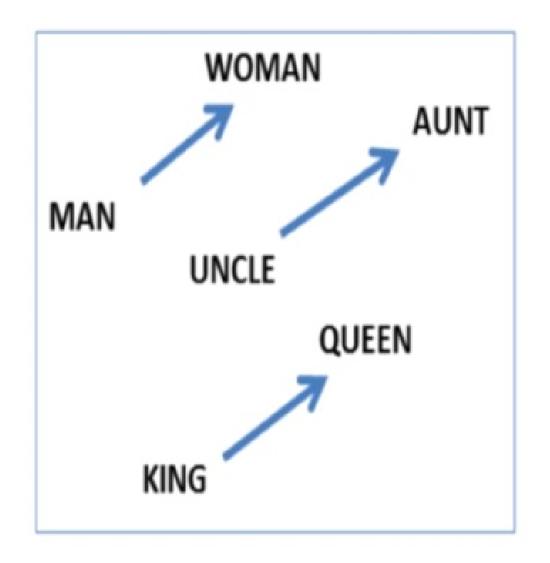
France - Paris ~= Germany - Berlin

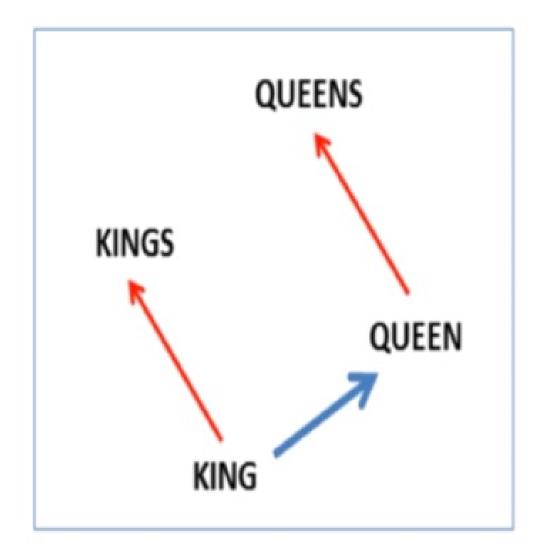
Japan - Japanese ~= China - Chinese

Brother - Sister ~= Uncle - Aunt

Walk - Walking ~= Swim - Swimming

و التي تكون بهذا الشكل





ففكرة طرح كلمات من بعضها, او مساواة الفروق ببعضها, تعني أن الفرق بين الكلمة الاولي و الثانية هو متجه, مساوي في القيمة و الاتجاه, من المتجه الذي يمثل الفارق بين الكلمتين الثالثة و الرابعة

و من الأمور الهامة في التعامل مع متجهات النصوص, هي أن العين البشرية تعجز عن رؤية أكثر من 3 متجهات (3 ابعاد) بينما في الواقع قد يكون هناك عشرات المتجهات

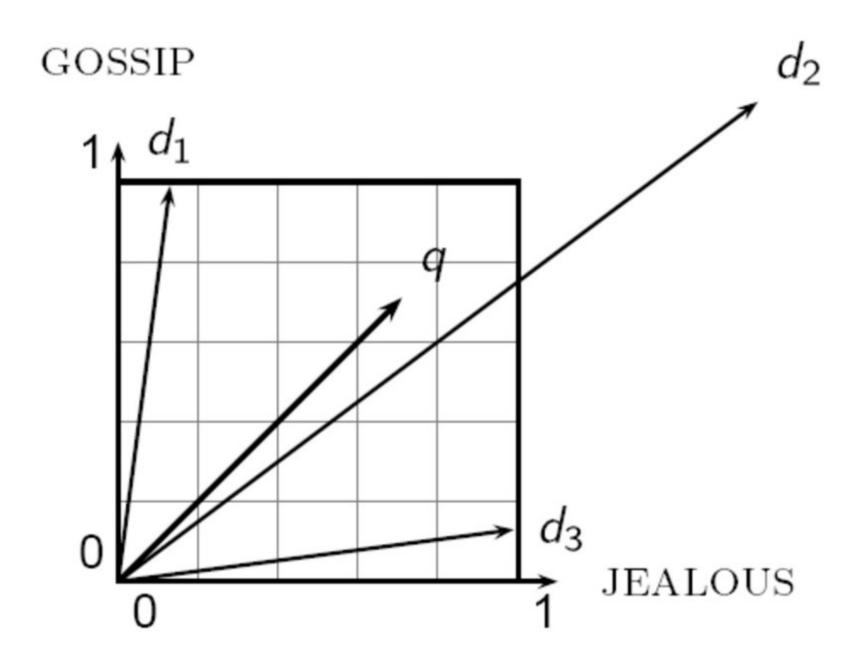
لذا فأحيانا نقوم باستخدام أحد أدوات "تقليل الأبعاد" مثل PCA او TSNE , والتي يكون لها دور في تقليل الابعاد لرسمها

و من تطبيقاته Glove كما سنري لاحقا

*_*_*_*_*_*_*_*_*_*_*_*_*_*_*_*

الان, كيف يمكن حساب مدي اقتراب او ابتعاد كلمتين عن بعضهما البعض ؟؟

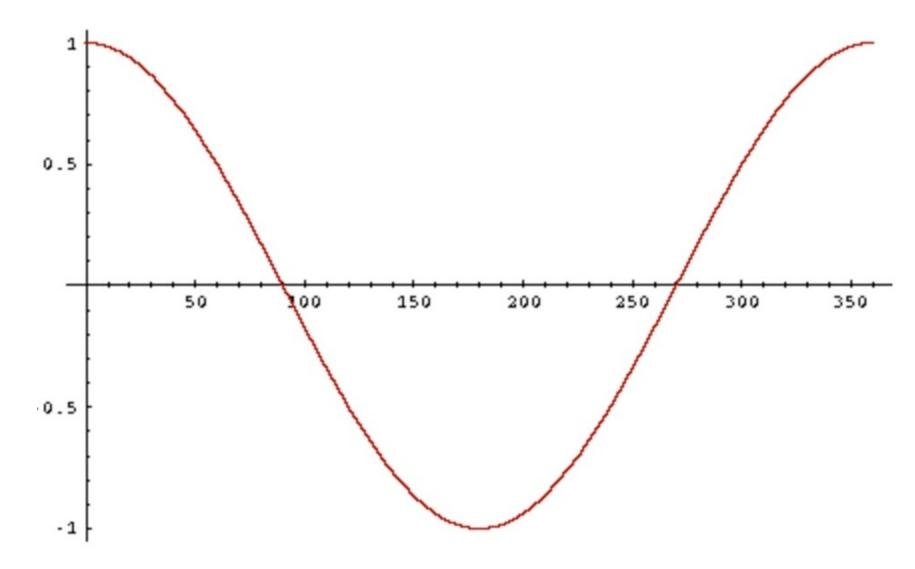
التناول الأول هو المسافة بأسلوب Euclidean distance , وهي أن يتم حساب المسافة بين النقطتين بعضها , بحيث تكون المسافة بين كل متجه و الثاني , يدل علي العلاقة بين الكلمتين هكذا:



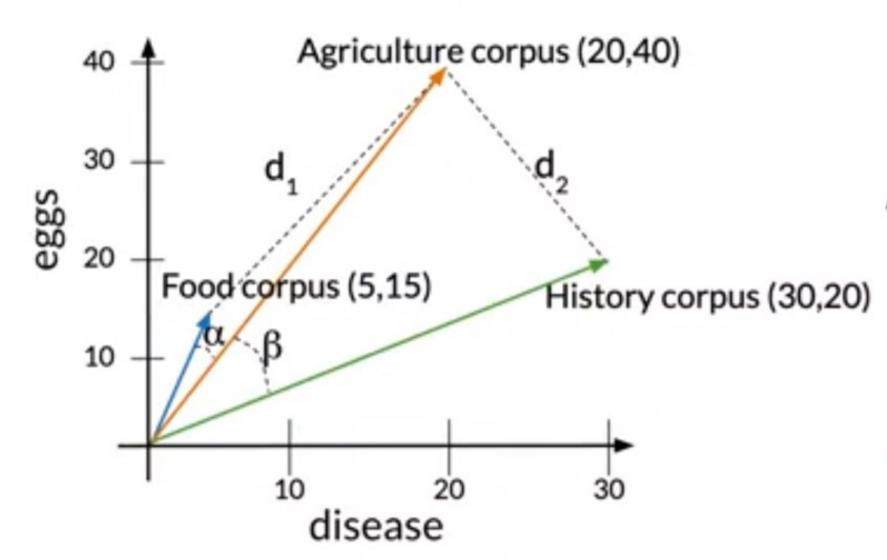
لكن المشكلة ان المسافة بين نقطتين لا يعبر عن الفرق الحقيقي بينهما , لأن المسافة بين q و d2 اكبر من مسافتها مع d1 او d3 , على الرغم من ان التطابق يكاد يكون بينها و بين d2

لذا فاننا نعتمد علي الزاوية بينهم, و بالتحديد قيمة cosine similarity الزاوية فيما يسمي cosine similarity

حيث أن الكلمتين لو كانا متطابقتين فتكون الزاوية بينهم 0 فتكون القيمة 1, وكلما ابتعدا لما زادت قيمة cos حتي تصل ل 0 مع زاوية 0 و سالب 1 مع الزاوية العكسية, فيكون الترتيب تنازليا حسب المسافة, وتصاعديا حسب قيمة cos هكذا:



و هنا مثال آخر للفارق بین Euclidean distance و هنا مثال آخر للفارق بین



Euclidean distance: d₂ < d₁

Angles comparison: $\beta > \alpha$

The cosine of the angle between the vectors



اذن كيف يتم حساب قيمة cosine similarity خاصة اننا ليس لدينا قيمة للزاوية بين الكلمات بالفعل

اولا نتذكر معلومة هامة و هي vector norm & dot products و التي يتم حسابها هكذا

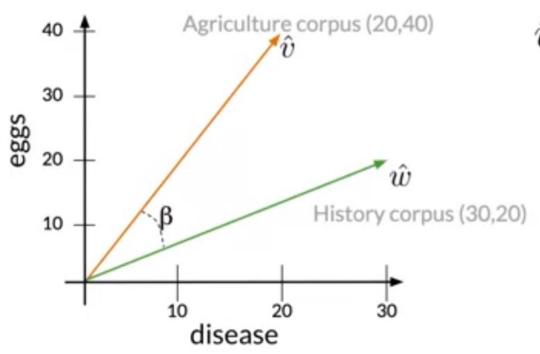
Vector norm

$$\|\vec{v}\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n v_i^2}$$

Dot product

$$\vec{v}.\vec{w} = \sum_{i=1}^{n} v_i.w_i$$

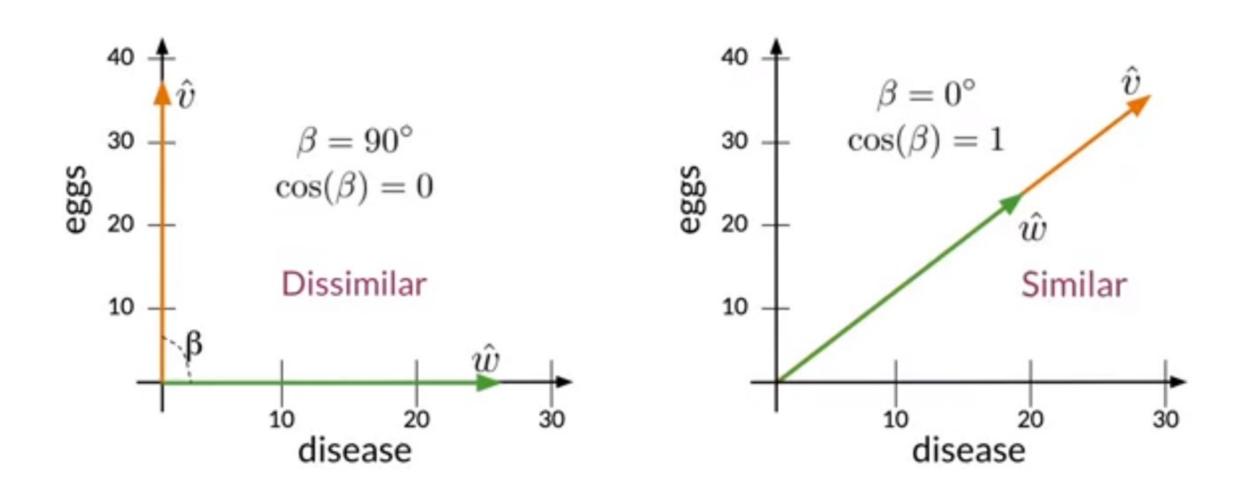
و نستخدم هذه القاعدة المعروفة لحساب قيمة ال cos



$$\hat{v} \cdot \hat{w} = \|\hat{v}\| \|\hat{w}\| \cos(\beta)$$

$$\cos(\beta) = \frac{\hat{v} \cdot \hat{w}}{\|\hat{v}\| \|\hat{w}\|}$$

و لا تنس ان لو تعاملنا مع كلمتين بعيدتين عن بعضهما فتكون الزاوية 90 و يكون ال cos يساوي 0 اي مختلفين و لو تعاملنا مع كلمتين متطابقين عن بعضهما فتكون الزاوية 0 و يكون ال cos يساوي 1 اي متشابهين و اي رقم بينهما يشير الي مدي التشابه بينهم



و لن تزيد الزاوية بينهما عن 90 او تقترب من 180 لان هذا يشير الي تضاد و لا توجد قيم سالبة في عدد الكلمات