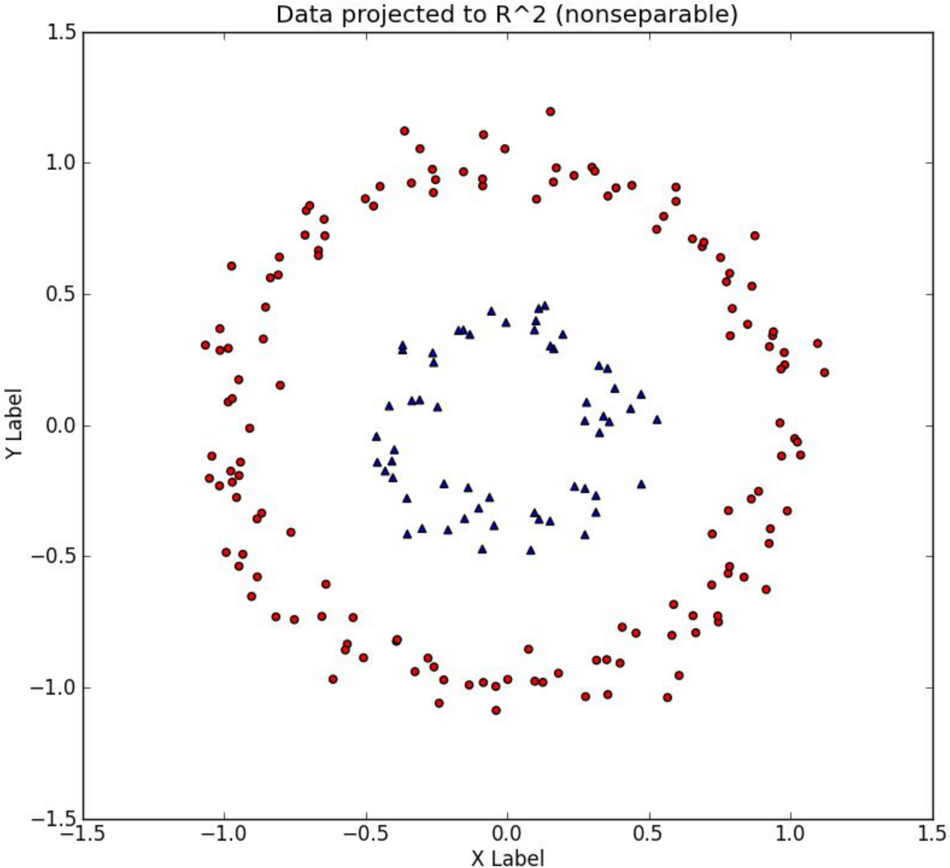
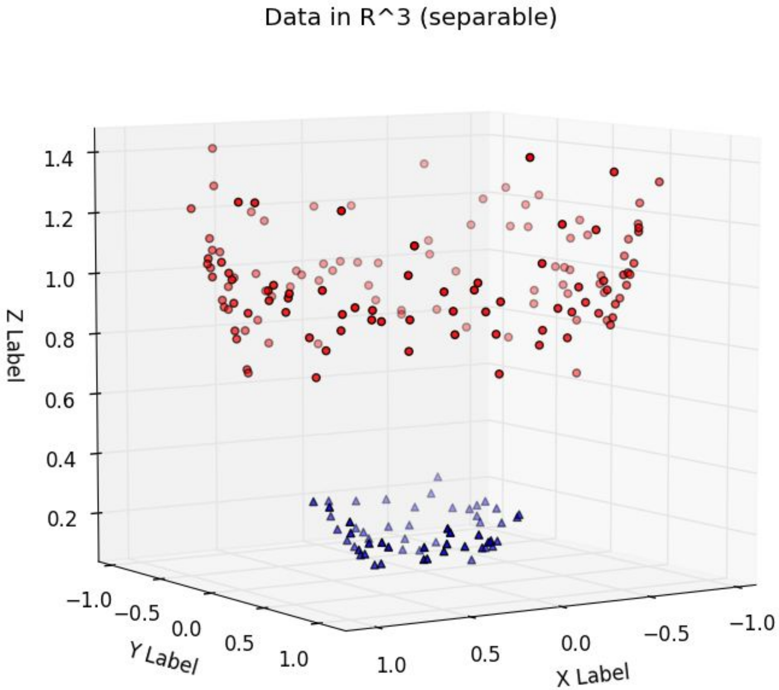
Embeddings

Diplomatura en Ciencia de Datos,
Aprendizaje Automático y sus Aplicaciones
FaMAF-UNC
agosto 2018

Qué es un embedding (proyección)





Qué es un embedding

Y un videíto sobre el kernel trick

https://www.youtube.com/watch?v=3liCbRZPrZA

Tipos de embeddings

Técnicas populares dentro de la familia de los embeddings

- Selección de características ➜ supervisado o no supervisado
- Agrupamiento de características ➜ supervisado o no supervisado
- Principal Component Analysis
- Latent Dirichlet Allocation
- The kernel trick ➜ un espacio de mayor dimensionalidad!
- Neural embeddings

Objetivos de los embeddings

- En lugar de elegir un subconjunto de características, crear nuevas
- Sin tener en cuenta etiquetas de clase
- Proyectar a menos dimensiones preservando la mayor cantidad de información posible ➔ minimizando el error cuadrado de reconstruir los datos originales

Para qué sirven?

- Reducción de dimensionalidad
- Reducir overfitting
- Generalización
- Acercamiento a las causas latentes

Qué perdemos?

- Información
- Interpretabilidad

Selección de Características

Kernel Trick

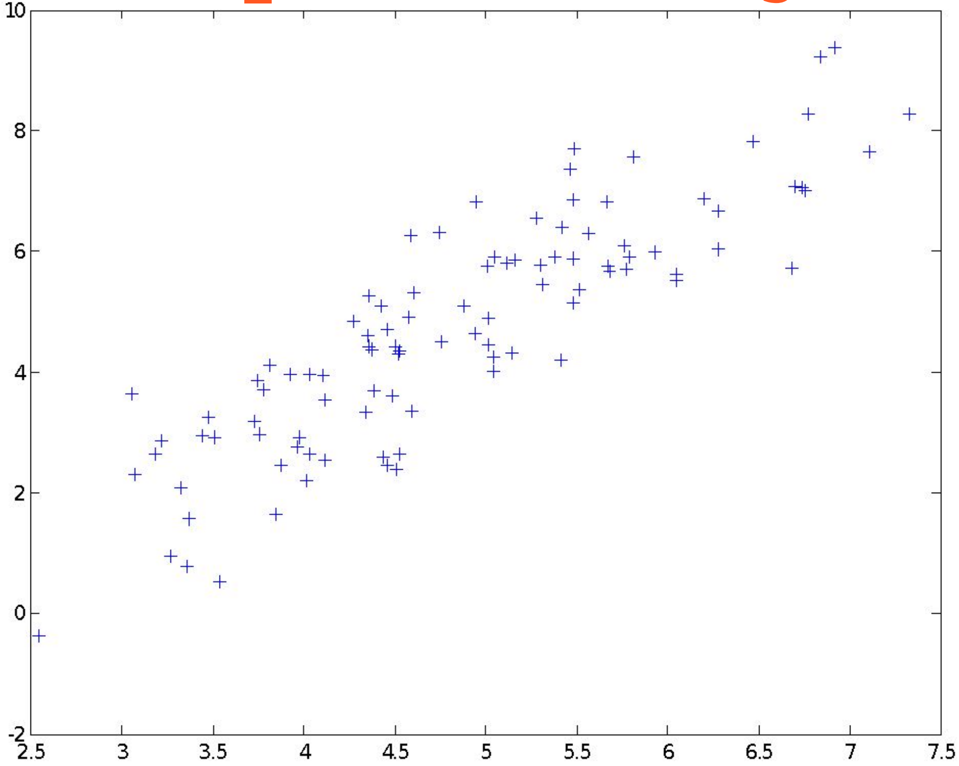
Principal Component Analysis

Minimiza el error cuadrado de reconstruir los datos originales

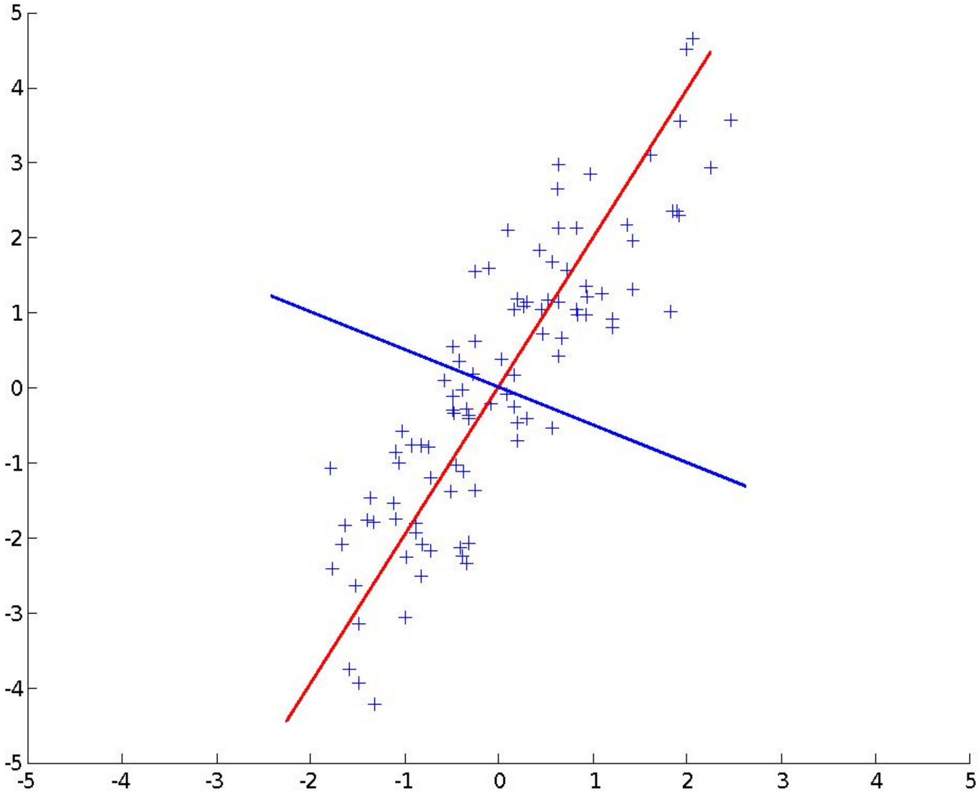
Minimum RMS error

Principal vectors are orthogonal

Principal Component Analysis



Principal Component Analysis



Descomposición en Valores Singulares

Los componentes p… o una matriz en valores singulares (…

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 2 & 2 & 2 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 5 & 5 & 5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 0 & 3 & 3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} | & | \\ u_1 & u_2 \\ | & | \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \lambda_1 & \varnothing \\ \varnothing & \lambda_2 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \text{---} & v_1 & \text{---} \\ \text{---} & v_2 & \text{---} \end{bmatrix}$$

Términos x Documentos

Documentos x Concep…

Fuerza de cada concepto

Términos x Conceptos

Descomposición en Valores Singulares

$$
\begin{array}{c c}
 & \begin{array}{ccccc} \text{data} & \text{inf.} & \text{retrieval} & \text{brain} & \text{lung} \end{array} \\
\begin{array}{c} \\ \\ \text{CS} \\ \\ \\ \text{MD} \\ \\ \end{array} &
\left[\begin{array}{ccccc}
1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\
2 & 2 & 2 & 0 & 0 \\
1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\
5 & 5 & 5 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 2 & 2 \\
0 & 0 & 0 & 3 & 3 \\
0 & 0 & 0 & 1 & 1
\end{array}\right]
\end{array}
=
\left[\begin{array}{cc}
0.18 & 0 \\
0.36 & 0 \\
0.18 & 0 \\
0.90 & 0 \\
0 & 0.53 \\
0 & 0.80 \\
0 & 0.27
\end{array}\right]
\text{ x }
\left[\begin{array}{cc}
9.64 & 0 \\
0 & 5.29
\end{array}\right]
\text{ x }
\left[\begin{array}{ccccc}
0.58 & 0.58 & 0.58 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0.71 & 0.71
\end{array}\right]
$$

Descomposición en Valores Singulares

CS-concept

MD-concept

Documentos x Conceptos

$$
\begin{array}{c c}
 & \begin{array}{ccccc} \text{data} & \text{inf.} & \text{retrieval} & \text{brain} & \text{lung} \end{array} \\
\begin{array}{c} \text{CS} \\ \\ \\ \\ \text{MD} \\ \\ \\ \end{array} &
\left[\begin{array}{ccccc}
1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\
2 & 2 & 2 & 0 & 0 \\
1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\
5 & 5 & 5 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 2 & 2 \\
0 & 0 & 0 & 3 & 3 \\
0 & 0 & 0 & 1 & 1
\end{array}\right]
\end{array}
=
\begin{bmatrix}
0.18 & 0 \\
0.36 & 0 \\
0.18 & 0 \\
0.90 & 0 \\
0 & 0.53 \\
0 & 0.80 \\
0 & 0.27
\end{bmatrix}
\times
\begin{bmatrix}
9.64 & 0 \\
0 & 5.29
\end{bmatrix}
\times
\begin{bmatrix}
0.58 & 0.58 & 0.58 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0.71 & 0.71
\end{bmatrix}
$$

Descomposición en Valores Singulares

‘strength’ of CS-concept

$$
\begin{array}{c}
\\ \text{CS} \\ \\ \\ \text{MD} \\ \\
\end{array}
\begin{array}{c}
\begin{array}{ccccc} \text{data} & \text{inf.} & \text{retrieval} & \text{brain} & \text{lung} \end{array} \\
\begin{bmatrix}
1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\
2 & 2 & 2 & 0 & 0 \\
1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\
5 & 5 & 5 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 2 & 2 \\
0 & 0 & 0 & 3 & 3 \\
0 & 0 & 0 & 1 & 1
\end{bmatrix}
\end{array}
=
\begin{bmatrix}
0.18 & 0 \\
0.36 & 0 \\
0.18 & 0 \\
0.90 & 0 \\
0 & 0.53 \\
0 & 0.80 \\
0 & 0.27
\end{bmatrix}
\text{x}
\begin{bmatrix}
9.64 & 0 \\
0 & 5.29
\end{bmatrix}
\text{x}
\begin{bmatrix}
0.58 & 0.58 & 0.58 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0.71 & 0.71
\end{bmatrix}
$$

Descomposición en Valores Singulares

$$
\begin{array}{c|c}
 & \begin{array}{ccccc} \text{data} & \text{inf.} & \text{retrieval} & \text{brain} & \text{lung} \end{array} \\
\begin{array}{c} \text{CS} \\ \\ \\ \\ \text{MD} \\ \\ \\ \end{array} & \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 2 & 2 & 2 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 5 & 5 & 5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 0 & 3 & 3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}
\end{array}
=
\begin{bmatrix} 0.18 & 0 \\ 0.36 & 0 \\ 0.18 & 0 \\ 0.90 & 0 \\ 0 & 0.53 \\ 0 & 0.80 \\ 0 & 0.27 \end{bmatrix}
\text{x}
\begin{bmatrix} 9.64 & 0 \\ 0 & 5.29 \end{bmatrix}
\text{x}
\begin{bmatrix} 0.58 & 0.58 & 0.58 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.71 & 0.71 \end{bmatrix}
$$

CS-concept

Términos x Conceptos

Reducción de dimensionalidad

$$
\begin{bmatrix}
1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\
2 & 2 & 2 & 0 & 0 \\
1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\
5 & 5 & 5 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 2 & 2 \\
0 & 0 & 0 & 3 & 3 \\
0 & 0 & 0 & 1 & 1
\end{bmatrix}
=
\begin{bmatrix}
0.18 & \cancel{0} \\
0.36 & \cancel{0} \\
0.18 & \cancel{0} \\
0.90 & \cancel{0} \\
0 & \cancel{0.53} \\
0 & \cancel{0.80} \\
0 & \cancel{0.27}
\end{bmatrix}
\text{ x }
\begin{bmatrix}
9.64 & 0 \\
0 & \cancel{5.29}
\end{bmatrix}
\text{ x }
\begin{bmatrix}
0.58 & 0.58 & 0.58 & 0 & 0 \\
\cancel{0} & \cancel{0} & \cancel{0} & \cancel{0.71} & \cancel{0.71}
\end{bmatrix}
$$

Reducción de dimensionalidad

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 2 & 2 & 2 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 5 & 5 & 5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 0 & 3 & 3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \sim \begin{bmatrix} 0.18 \\ 0.36 \\ 0.18 \\ 0.90 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \text{x} \begin{bmatrix} 9.64 \end{bmatrix} \text{x} \begin{bmatrix} 0.58 & 0.58 & 0.58 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Clustering

- Se obtienen clusters de objetos
- Se sustituye cada objeto por su cluster

Embeddings neuronales

- Entrenar una red neuronal con una **tarea de pretexto** para la que tenemos muchos ejemplos naturalmente
    - Predecir una palabra dado su contexto, o un contexto dada una palabra
    - Reconstruir una imagen
- Eliminar la capa de predicción de la red
- La capa anterior a la de predicción es la nueva caracterización de los objetos
    - Menos características → acercándonos a las causas latentes!
- Se usa la red para convertir los objetos del espacio original al espacio de embeddings
- Es relativamente barato de obtener
- Ahora podemos caracterizar datos supervisados con información poblacional de grandes cantidades de datos no supervisados

Embeddings neuronales

Gensim (word2vec, doc2vec, y toda la familia)

Fastext

prod2vec

T-sne

https://shuaiw.github.io/2016/12/22/topic-modeling-and-tsne-visualzation.html

https://distill.pub/2016/misread-tsne/