

#### Machine Learning

(<a href="https://leonpalafox.github.io/mlclase/">https://leonpalafox.github.io/mlclase/</a>)

Leon F. Palafox PhD

## Accuracy

- Mide el Bias
- Es una de las métricas mas usadas
- De todas las clasificaciones, cuales fueron correctas?

$$ext{Accuracy} = rac{tp+tn}{tp+tn+fp+fn}$$

#### Precision

- De todas tus detecciones positivas, cuales estan bien.
- Te da una buena sensación de que tan Bueno es el clasificador detectando positivos.

$$ext{Precision} = rac{tp}{tp+fp}$$

## Recall

- Nos ayuda con sets desbalanceados
- Detecta los casos positivos

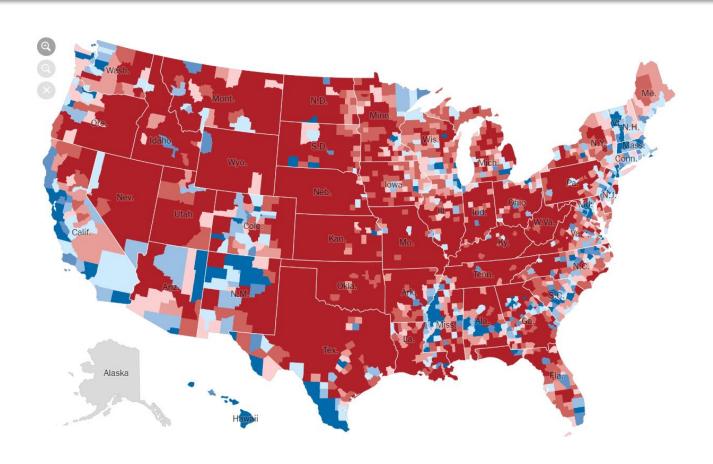
$$ext{Recall} = rac{tp}{tp+fn}$$

#### F1-Score

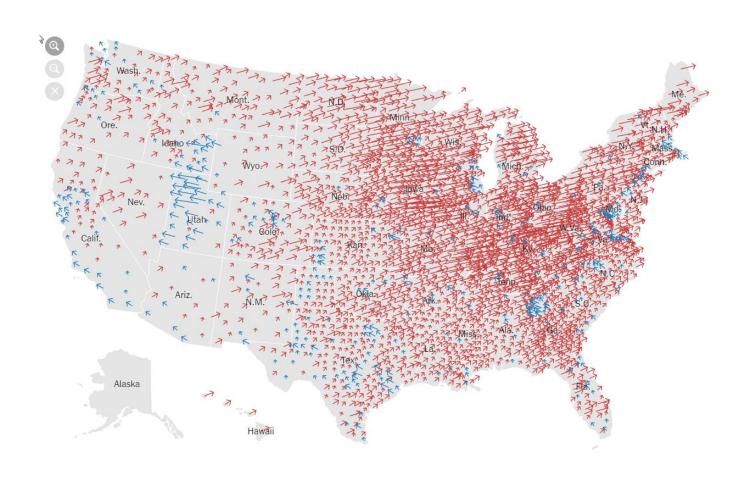
- Es una mezcla de precision y recall
- Es un solo número que nos indica que tan Bueno es el clasificador.

$$F_1 = 2 \cdot rac{ ext{precision} \cdot ext{recall}}{ ext{precision} + ext{recall}}.$$

# **Group Activity**



## **Group Activity**



## **Group Activity**

# Based on the turnout in 2012 by race and education White, no college White, some college White, college degree Minority ME. WIS. WYO. N.D. WIS. MICH. N.Y. N.Y. DEL. MD. DEL. MD. MD. DEL. MD. DEL. MD. DEL. MD.

Largest voter group by county

### Manifolds

http://cs.stanford.edu/people/karpathy/tsnejs/

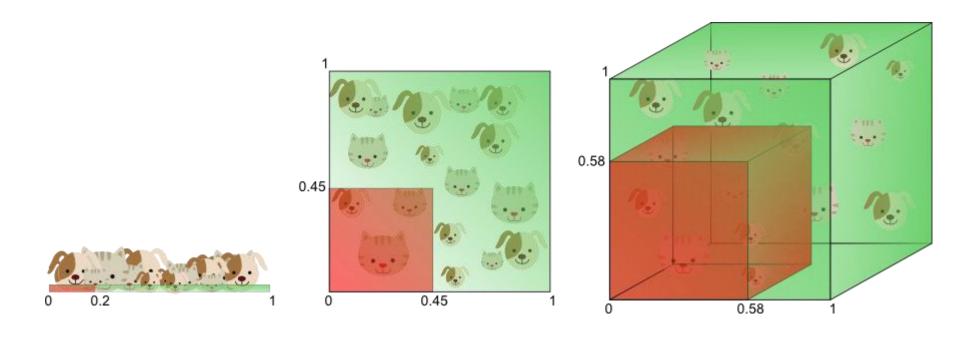
- En un manifold, los datos estan cerca los unos de los otros
- La cercania se basa en los "features"
  - Pixels
  - Palabras
  - Data

#### Maldición de la dimensionalidad

- Conforme tenemos más dimensiones, resulta mas dificil hacer clusters
  - También aplica a clasificadores
- Afecta la distancia euclideana
  - Si tu algoritmo usa esta distancia, ten mucho cuidado.

## Maldición de la dimensionalidad

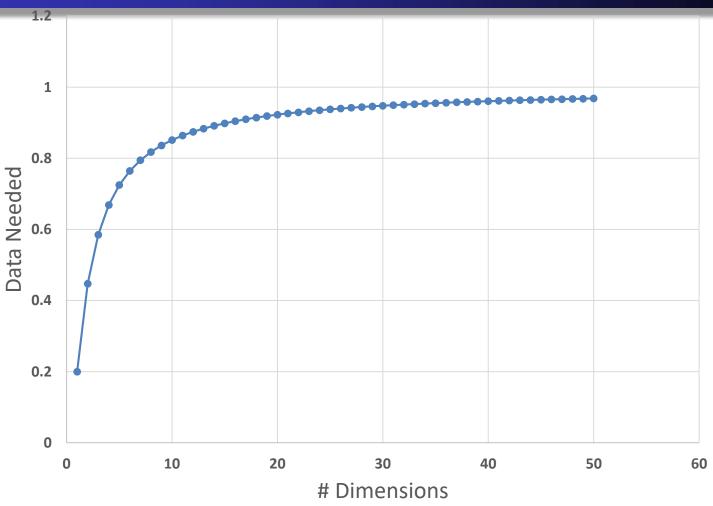
Imagina que quieres un clasificador que abarque el 20% de la población de perros y gatos



$$0.45^2 = 0.2$$

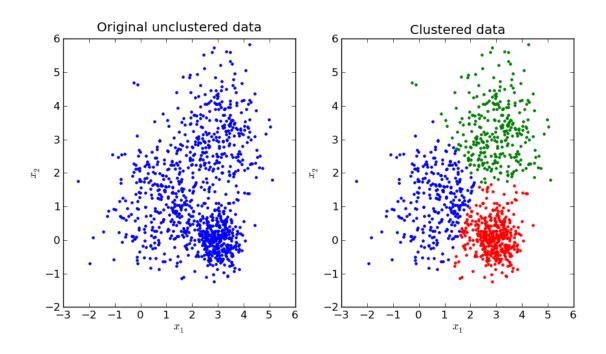
$$0.58^3 = 0.2$$

# Curse of dimensionality

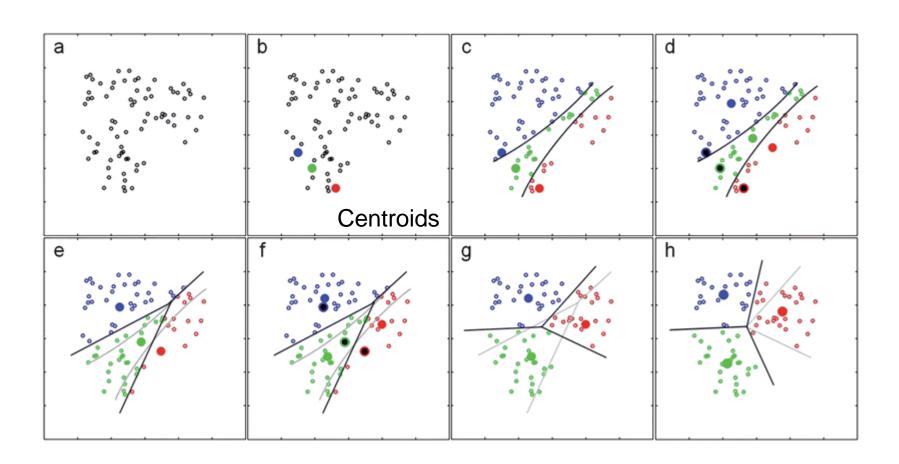


## K-Means

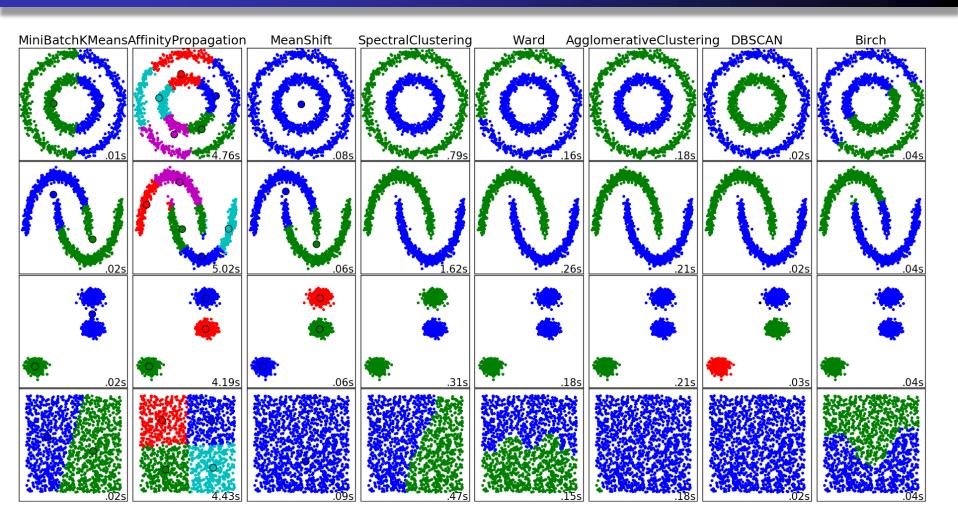
http://kluster.j38.net/



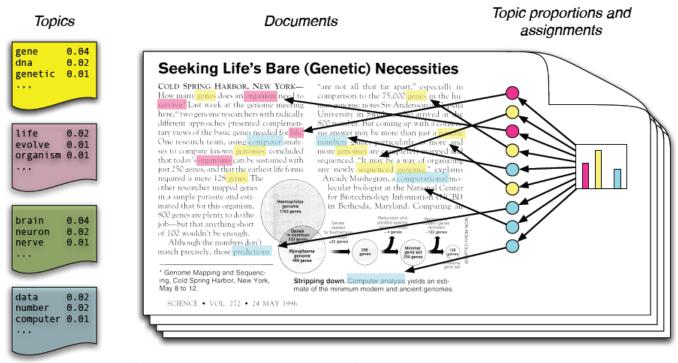
## K-Means



# Other Clustering Techniques



### Latent Dirichlet Allocation (LDA)



https://www.lpl.arizona.edu/~leonp/lplpapers201 4/lpl2014lda5Topics.html https://www.lpl.arizona.edu/~leonp/HiRISE/HiRI SELDA5Topics.html

### Como evaluamos K-Means

- Sin etiquetas:
  - Davies-Boudin Index

$$DB = rac{1}{n} \sum_{i=1}^n \max_{j 
eq i} \left( rac{\sigma_i + \sigma_j}{d(c_i, c_j)} 
ight)$$

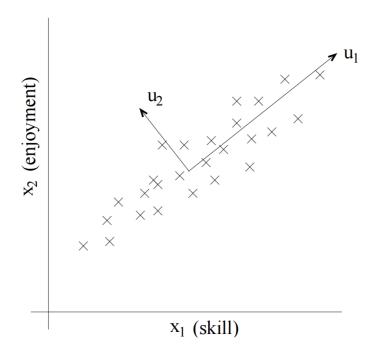
- $\bullet$   $\sigma$  es la distancia promedio de los elementos del cluster al centroide
- d(c,c) es la distancia entre centroides.
- Da scores bajos para baja intra-distancia y alta interdistancia.

#### Escenario

- Estamos tratando de detectar si alguien es buen conductor o mal conductor.
- Hacemos una encuesta:
  - Medimos distintas variables:
    - Skill (basado en metricas)
    - Diversion (basado en tiempo)
    - Precisión
    - Edad, genero, etc

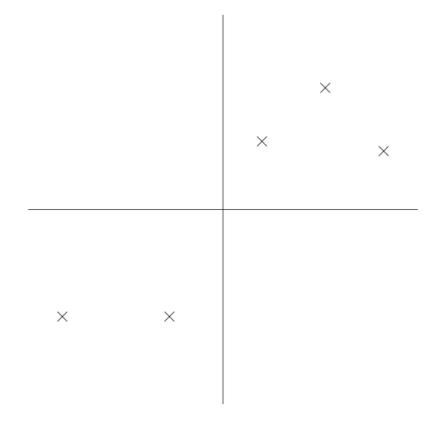
## Hay variables que sobran

- Creamos una nueva variable
  - Esta variable es el "karma" de cada usuario
  - La nueva variable captura la varianza



## PCA

Buscar la dirección donde los datos varían mas



# Options, options!

