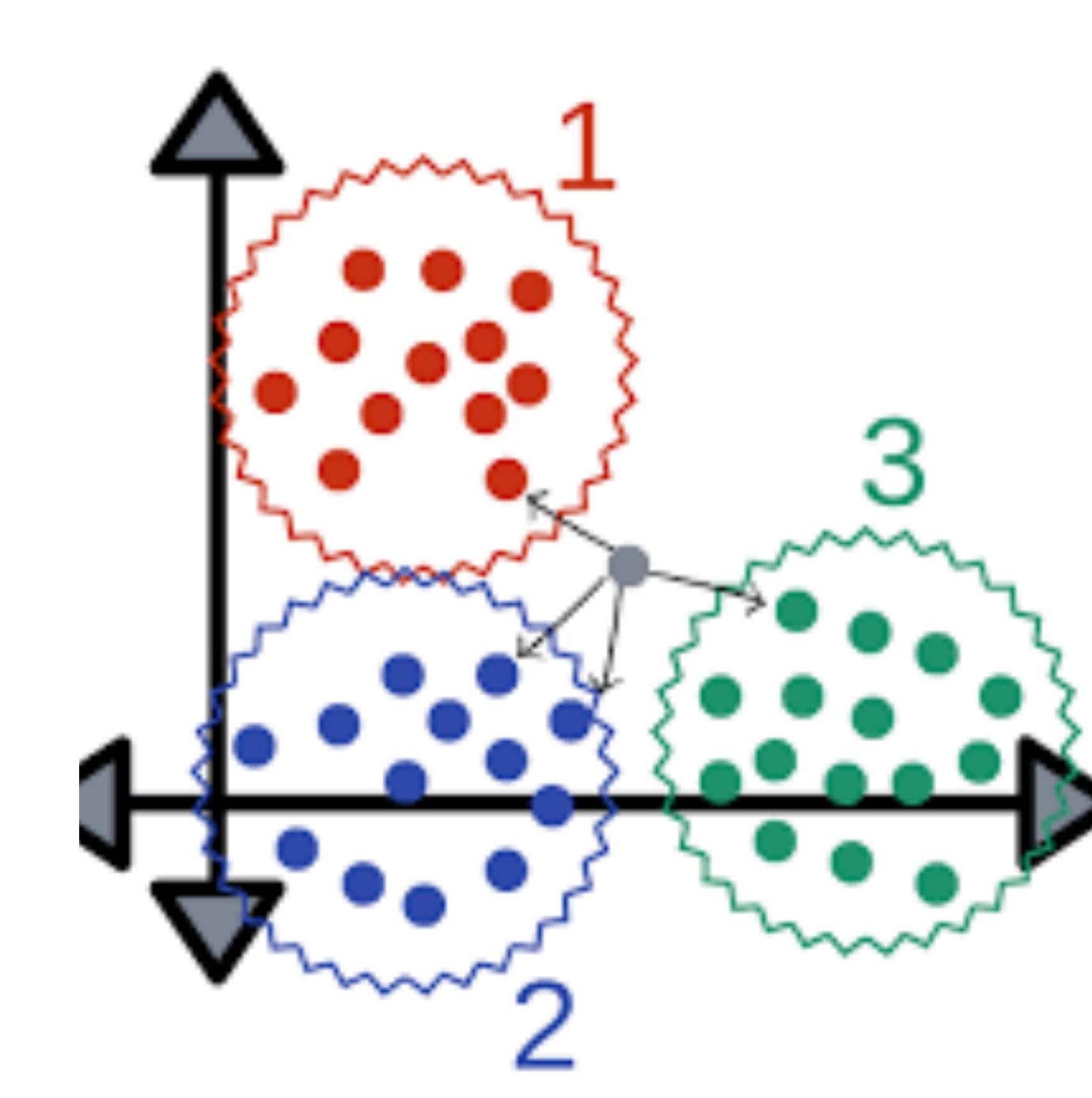
Data Science

Listo para convertirte en el mejor Data Science de la Historia?

Clasificación

KNN / k-vecinos más cercanos

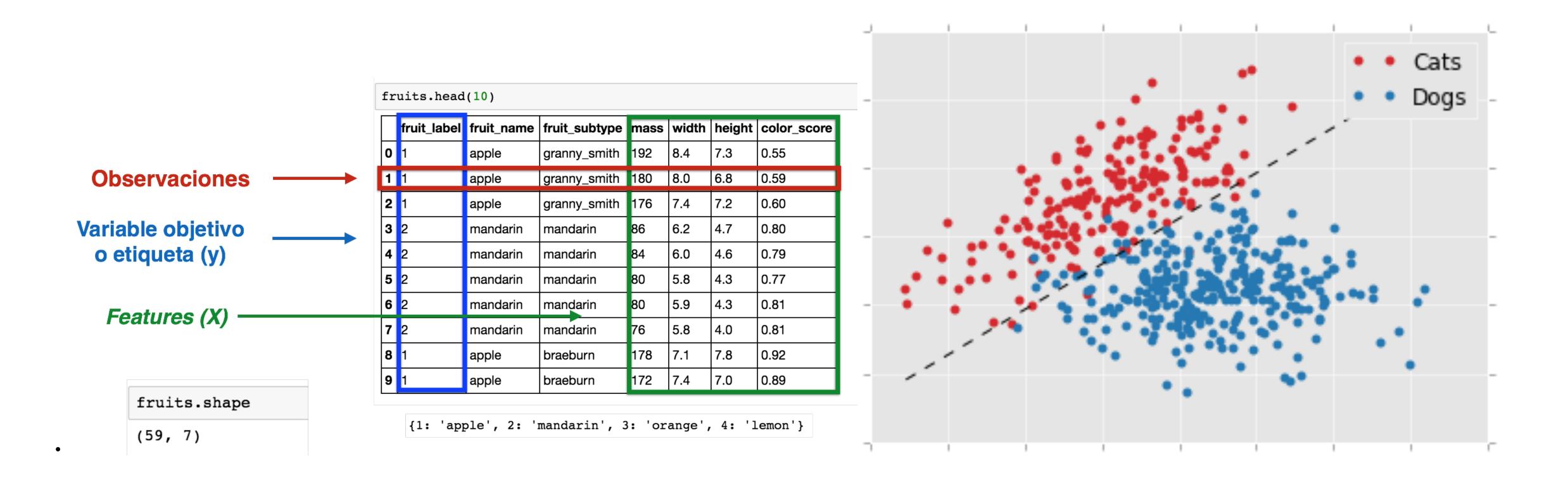


Clasificación Introducción a la clasificación

- Problema de aprendizaje supervisado donde la variable objetivo es categórica
- Ejemplos de clasificación:clasificar emails en spam/no spam, identificar tipos de células cancerosas en malignas/benignas, etc.
- El modelo de clasificación es una función que mapea un set de atributos (X) a una clase (y)
- Los datos que usamos como input en una clasificación es una colección de instancias
- X es el set de atributos. Los atributos representan propiedades que pueden tomar valores continuos o discretos
- y es un atributo "especial" denominado clase (o atributo "target").
- En una clasificación habitualmente la clase es categórica.

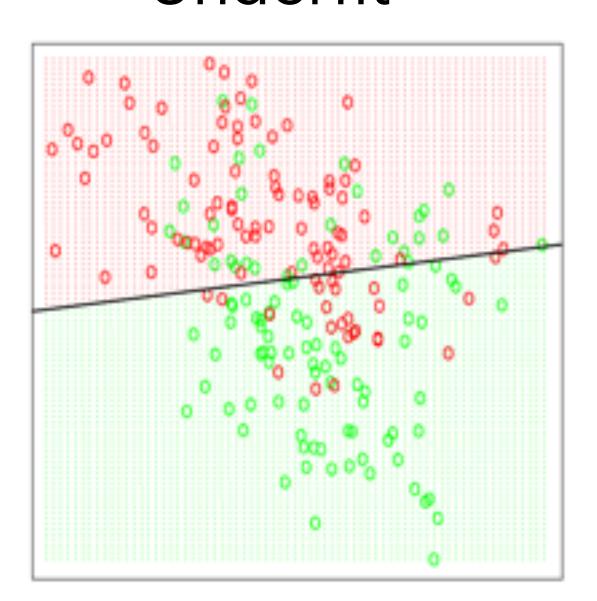
Clasificación

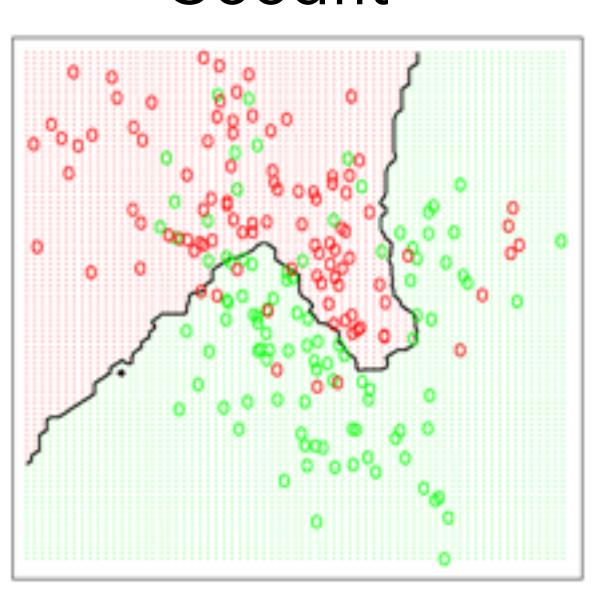
Introducción a la clasificación



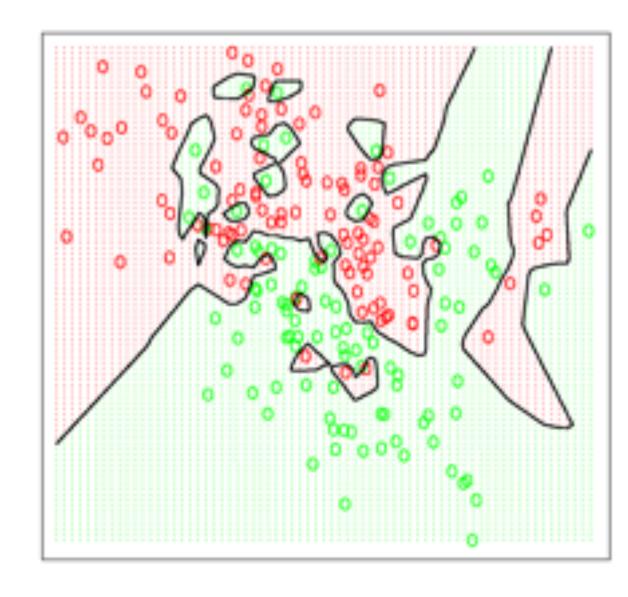
Clasificación

Ejemplos de overfitting y underfitting
 Underfit
 Goodfit



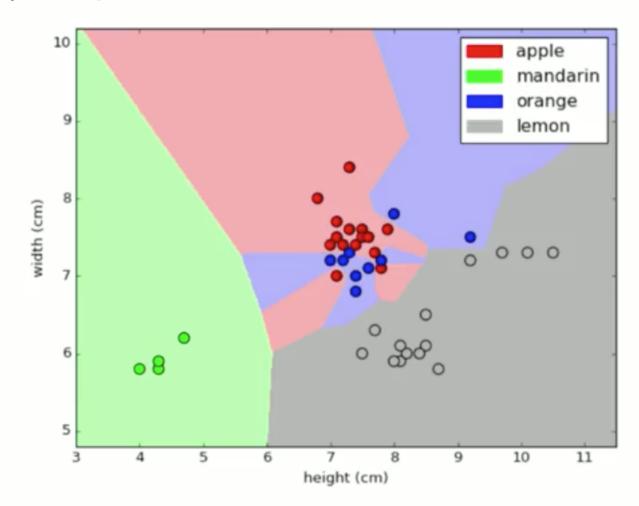


Overfit



- Idea básica: un nuevo ejemplo se va a clasificar en la clase más frecuente a la que pertenecen sus K vecinos más cercanos, por la mayoría de los votos de sus vecinos
- La métrica de la vecindad de vecinos es una medida de similitud input = ejemplo / instancia no conocida
 Output = (label) membresía a un grupo predeterminado
- Pertenece al grupo de los métodos "non generalizing" o "instance-based" porque simplemente "recuerda" todos los datos de entrenamiento y con eso particiona el espacio para asignar la clasificación.

- Ante una nueva observación x_test para la cual hay que predecir la clase de pertenencia:
 - -KNN busca en el set de entrenamiento a las k observaciones X_NN más cercanas a x_test.
 - -Busca las etiquetas y_NN de X_NN
 - -Predice la etiqueta de x_test combinando las etiquetas y_NN, por ejemplo usando voto de mayoría
- Ejemplo con k=1



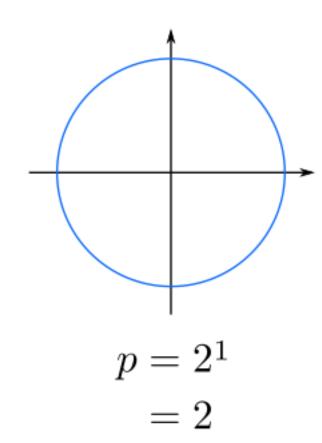
• Por default, se usa la **distancia euclidiana**, que funciona bien para la mayoría de los problemas. La distancia euclidiana es el caso especial de la métrica de Minkowsky con p=2.

The Minkowski distance of order *p* between two points

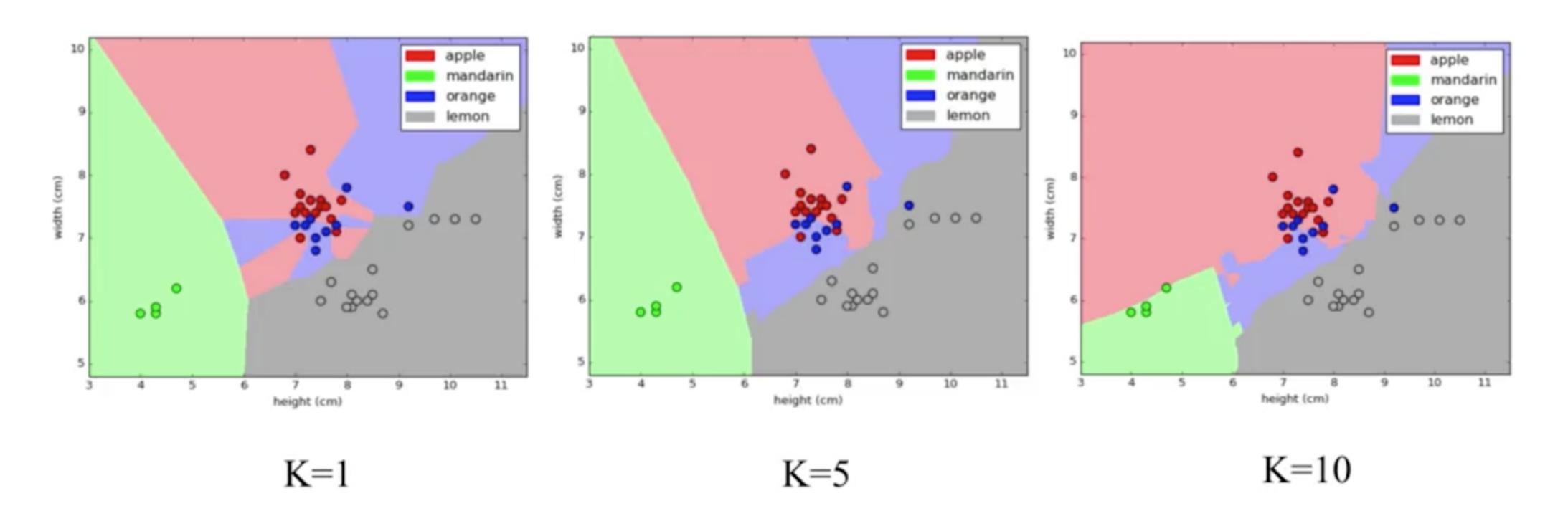
$$X=(x_1,x_2,\ldots,x_n) ext{ and } Y=(y_1,y_2,\ldots,y_n) \in \mathbb{R}^n$$

is defined as:

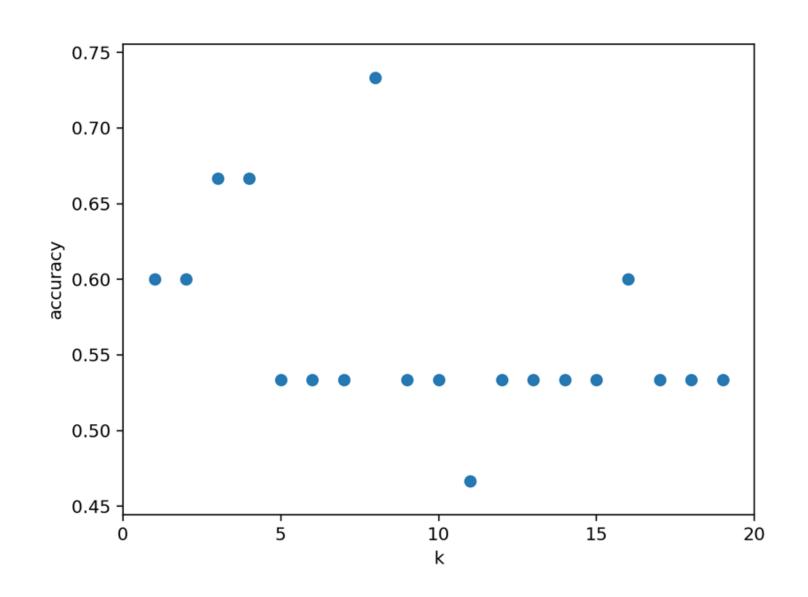
$$D\left(X,Y
ight) = \left(\sum_{i=1}^{n}\left|x_{i}-y_{i}
ight|^{p}
ight)^{1/p}$$



• El hiper parámetro K de este algoritmo es el que regula el trade-off entre sesgo y varianza



Variación del accuracy en el test set al variar k



```
k_range = range(1,20)
scores = []

for k in k_range:
    knn = KNeighborsClassifier(n_neighbors = k)
    knn.fit(X_train, y_train)
    scores.append(knn.score(X_test, y_test))

plt.figure()
plt.xlabel('k')
plt.ylabel('accuracy')
plt.scatter(k_range, scores)
plt.xticks([0,5,10,15,20]);
```

- Conclusión:
- 1- Idea básica: un nuevo ejemplo se va a clasificar en la clase más frecuente a la que pertenecen sus K vecinos más cercanos, por la mayoría de los votos de sus vecinos
- 2- Pertenece al grupo de los métodos "non generalizing" o "**instance- based**" porque simplemente "recuerda" todos los datos de entrenamiento y con eso particiona el espacio para asignar la clasificación.
- 3- El hiper parámetro K de este algoritmo es el que regula el trade-off entre sesgo y varianza