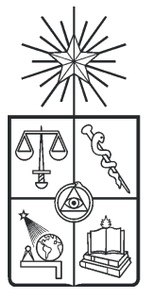


dcc
CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN
UNIVERSIDAD DE CHILE

Clasificación

(Parte 1: Introducción, Framework, Evaluación)

Basado en las slides de Bárbara Poblete

Sobre la Clasificación

- Técnica utilizada en minería de datos
- Viene del área de Machine Learning
- Método de “aprendizaje supervisado”

¿Qué es la Clasificación?

Objetivo: Asignar objetos no vistos anteriormente a una clase dentro de un conjunto determinado de clases con la mayor precisión posible

Enfoque:

- Dada una colección de registros (conjunto de entrenamiento)
  - cada registro contiene un conjunto de atributos
  - uno de los atributos es la clase (etiqueta) que debe predecirse
- Aprender un modelo para el atributo de clase como función de los otros atributos.

Variantes:

- Clasificación binaria (fraude/no fraude o verdadero/falso)
- Clasificación multi-clase (bajo, medio, alto)
- Clasificación multi-etiqueta (más de una clase por registro, por ejemplo, intereses del usuario)

¿Qué es la Clasificación?

- Técnica que “aprende” automáticamente cómo clasificar objetos en dos o más clases determinadas

- Este aprendizaje se basa en datos previamente etiquetados (clasificados)

- Se aplica en caso en que “etiquetar” tiene un alto costo (por ej: trabajo humano experto)

Tarea de mapear set *X* a una clase *y*

Ejemplos de clasificación

Evaluación del riesgo crediticio
- Atributos: su edad, ingresos, deudas, …
- Clase: ¿recibes crédito de tu banco?

Marketing
- Atributos: productos comprados anteriormente, comportamiento de navegación
- Clase: ¿es usted un cliente objetivo para un nuevo producto?

Detección de SPAM
- Atributos: palabras y campos de la cabecera de un correo electrónico
- Clase: ¿correo electrónico normal o correo basura?

Detección de sentimiento
- Atributos: palabras del mensaje.
- Clase: ¿el texto transmite un sentimiento negativo?

Identificación de células tumorales
- Atributos: características extraídas de radiografías o resonancias magnéticas
- Clase: células malignas o benignas

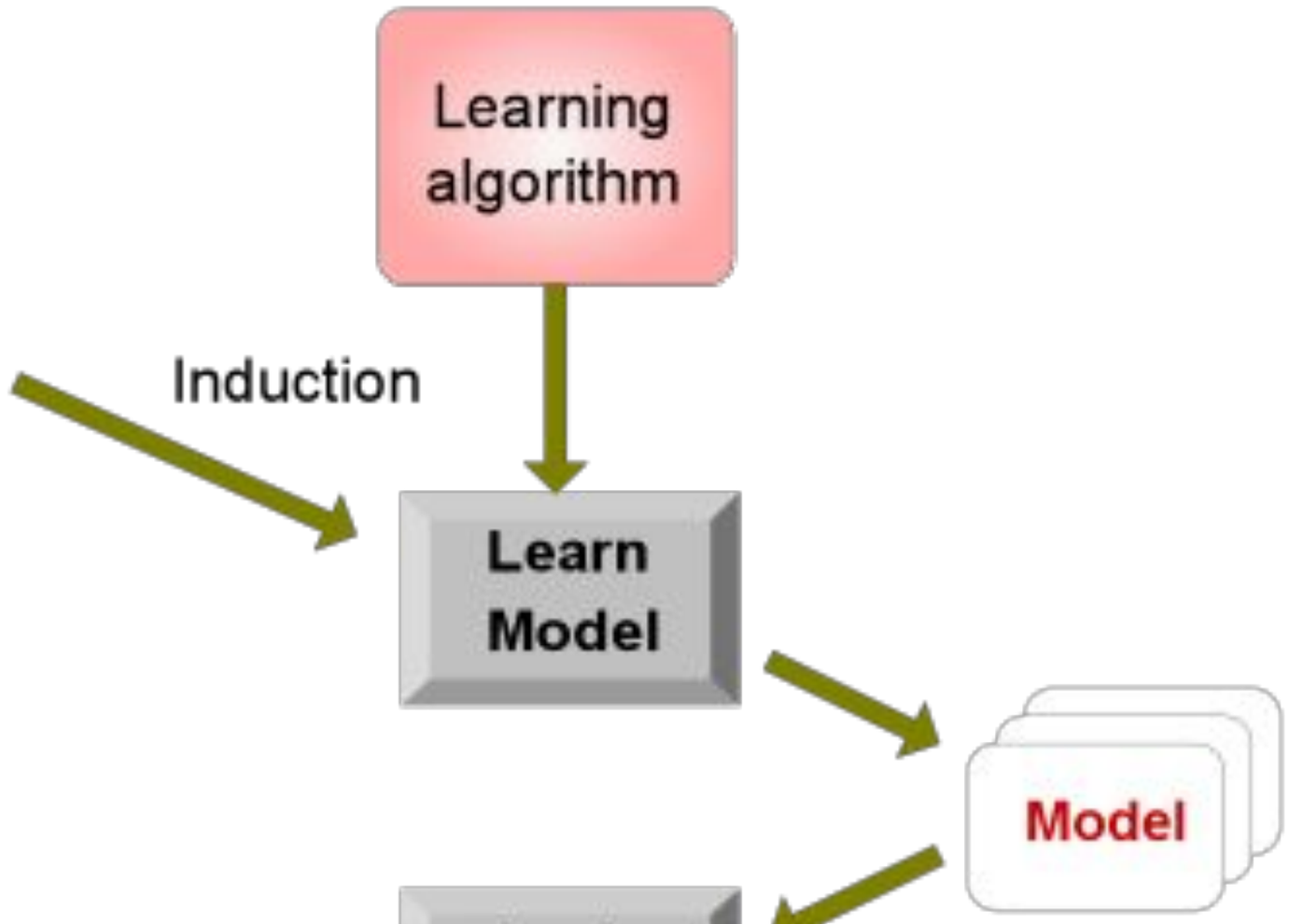
Componentes principales

- Conjunto de entrenamiento
- Algoritmo de clasificación
- Conjunto de validación
- Producen un “Modelo de Clasificación”

Proceso de Clasificación

Tid	Attrib1	Attrib2	Attrib3	Class
1	Yes	Large	125K	No
2	No	Medium	100K	No
3	No	Small	70K	No
4	Yes	Medium	120K	No
5	No	Large	95K	Yes
6	No	Medium	60K	No
7	Yes	Large	220K	No
8	No	Small	85K	Yes
9	No	Medium	75K	No
10	No	Small	90K	Yes

Training Set



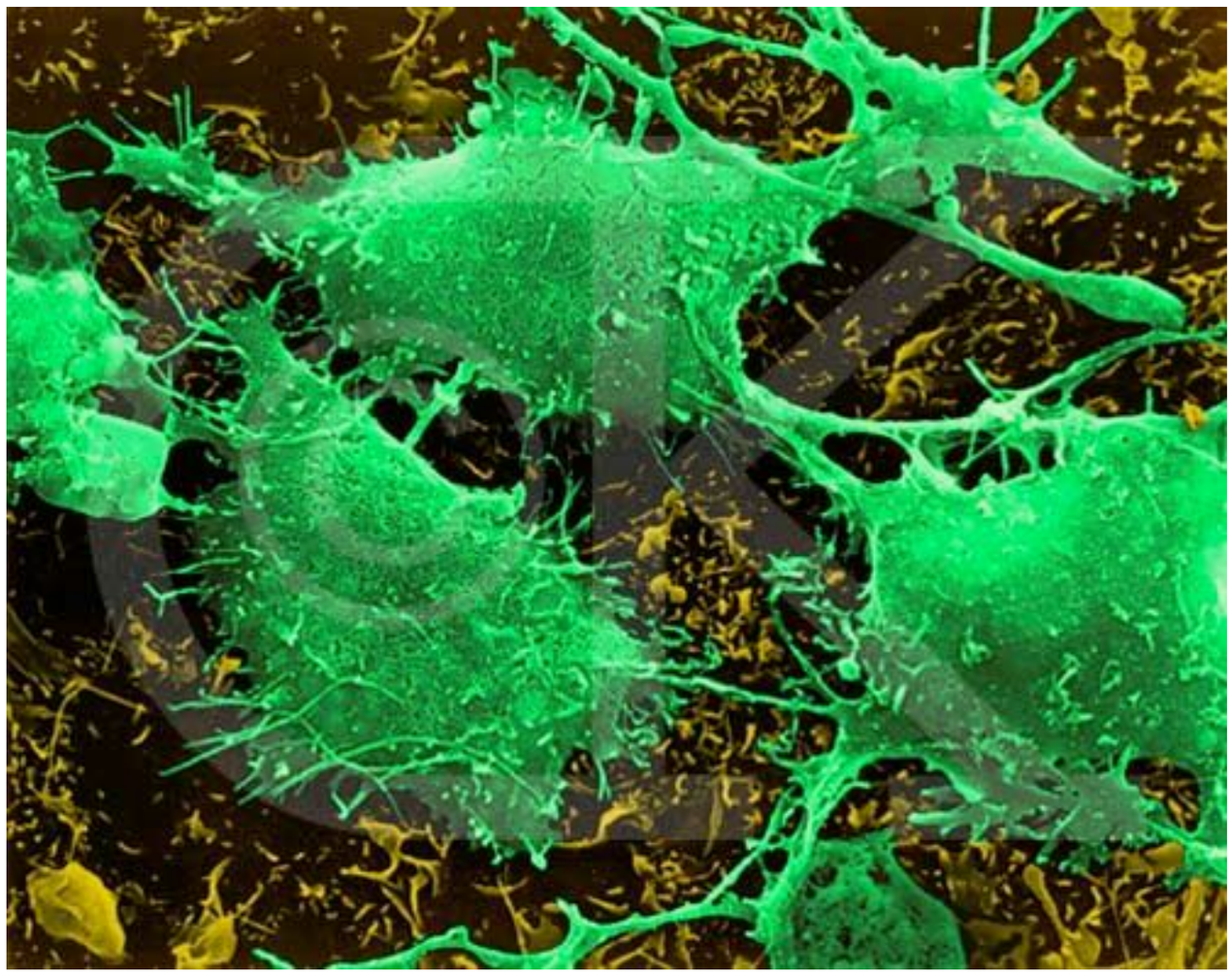
Tid	Attrib1	Attrib2	Attrib3	Class
11	No	Small	55K	?
12	Yes	Medium	80K	?
13	Yes	Large	110K	?
14	No	Small	95K	?
15	No	Large	67K	?

Test Set

Ej. de tareas de clasificación

- Predecir si células de tumores son malignas o benignas

- Predecir respuesta de células cancerígenas a ciertas drogas



Ej. de tareas de clasificación

- Clasificar transacciones de tarjetas de crédito como legítimas o fraudulentas

- Predecir clientes en alto riesgo de “fuga”

Ej. de tareas de clasificación

- Categorizar tweets (sentimiento, geolocalización, y mucho más)
- Detección de caídas de Netflix usando clasificación de tweets

En resumen

- Dada una colección de objetos (set de entrenamiento)
  - Cada record contiene un set de atributos, uno de los cuales es su clase
- Encontrar un modelo para el atributo clase, en base a los otros atributos
- Meta: records nuevos deben ser asignados correctamente su clase
  - Un set de evaluación se utiliza para medir la exactitud del modelo.

Usos de los modelos

- **Descriptivo**: el modelo se utiliza como una herramienta descriptiva

- **Predictivo**: se utiliza para predecir la clase de objetos nuevos

Uso descriptivo

Table 4.1. The vertebrate data set.

Name	Body Temperature	Skin Cover	Gives Birth	Aquatic Creature	Aerial Creature	Has Legs	Hiber-nates	Class Label
human	warm-blooded	hair	yes	no	no	yes	no	mammal
python	cold-blooded	scales	no	no	no	no	yes	reptile
salmon	cold-blooded	scales	no	yes	no	no	no	fish
whale	warm-blooded	hair	yes	yes	no	no	no	mammal
frog	cold-blooded	none	no	semi	no	yes	yes	amphibian
komodo dragon	cold-blooded	scales	no	no	no	yes	no	reptile
bat	warm-blooded	hair	yes	no	yes	yes	yes	mammal
pigeon	warm-blooded	feathers	no	no	yes	yes	no	bird
cat	warm-blooded	fur	yes	no	no	yes	no	mammal
leopard shark	cold-blooded	scales	yes	yes	no	no	no	fish
turtle	cold-blooded	scales	no	semi	no	yes	no	reptile
penguin	warm-blooded	feathers	no	semi	no	yes	no	bird
porcupine	warm-blooded	quills	yes	no	no	yes	yes	mammal
eel	cold-blooded	scales	no	yes	no	no	no	fish
salamander	cold-blooded	none	no	semi	no	yes	yes	amphibian

Nota sobre la clasificación

- es mejor para **datos binarios y nominales**,
- **no es tan bueno para ordinales**, ya que **no consideran relación de orden** entre clases (ej. alto, mediano, bajo), también ignora información de subclases-superclases (mamíferos -> primates -> {humanos, monos}).

- Nos enfocamos en clases binarias y nominales.

Técnicas de clasificación

- Basados en Árboles de Decisión
- Métodos basados en Reglas
- Razonamiento en base a memoria
- Redes Neuronales
- Naïve Bayes y Redes de Soporte Bayesianas
- Support Vector Machines

La Clave del Éxito

- El modelo construido debe ser “generalizable”, es decir, debe aprender bien con muchos tipos de datos nuevos

¿Cómo saber si un modelo es bueno o no?

- Enfoque en la capacidad predictiva del modelo

- Más que en su rapidez para clasificar, construir modelos y escalar...

¿Cómo saber si un modelo es bueno o no?

1. Utilizando métricas de desempeño (performance metrics), y

2. Comparándolo con el desempeño de otros modelos posibles (bajo error de entrenamiento)

3. Probando con datos de prueba y otros datasets (generalizable, i.e. bajo error de generalización)

Performance Metrics (métricas de desempeño)

- Basadas en **contar** datos **correcta** e **incorrectamente** clasificados

- Accuracy (Exactitud): métrica más usada, o

- Error rate (Tasa de error)

Matriz de Confusión

		Clase predicha	
Clase real		clase = +	clase = -
	clase = +	a	b
	clase = -	c	d

Accuracy (Exactitud)

		Clase predicha	
		clase = +	clase = -
Clase real	clase = +	a **(TP)**	b **(FN)**
	clase = -	c **(FP)**	d **(TN)**

$$\text{Accuracy} = \frac{a+d}{a+b+c+d} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

Limitaciones del Accuracy

- Consideren un problema de 2-clases
- Num. de ejemplos de la Clase 0 = 9990
- Num. de ejemplos de la Clase 1 = 10

Métricas más sensibles

	Clase predicha		
Clase real		+	-
	+	TP	FN
	-	FP	TN

Precision, p = TP/(TP+FP)

Recall (or Sensitivity), r = TP/(TP+FN)

Specifity = TN/(TN + FP)

F1 = 2rp/(r+p) (Media armónica entre r y p)

Ejemplo: Rumores en Twitter

(presentación externa
https://prezi.com/r6xefyatyuwg/information-credibility-on-twitter/)

dcc

CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN
UNIVERSIDAD DE CHILE

www.dcc.uchile.cl

/ DCCUCHILE