



UNIVERSITAT
POLITÈCNICA
DE VALÈNCIA

Escola Tècnica Superior d'Enginyeria Informàtica



Tema 1. Introducción

Percepción (PER)

Curso 2021/2022

Departamento de Sistemas Informáticos y Computación

Índice

- 1 Percepción ▷ 3
- 2 Teoría de la decisión estadística ▷ 7
- 3 Teoría de la decisión estadística en interacción ▷ 13
- 4 Aprendizaje en sistemas interactivos ▷ 17
- 5 Evaluación en sistemas interactivos ▷ 21

Índice

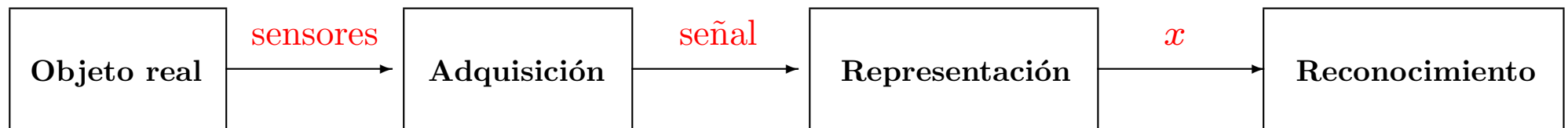
- 1 *Percepción* ▷ 3
- 2 Teoría de la decisión estadística ▷ 7
- 3 Teoría de la decisión estadística en interacción ▷ 13
- 4 Aprendizaje en sistemas interactivos ▷ 17
- 5 Evaluación en sistemas interactivos ▷ 21

Percepción

- *Percepción* como proceso cognitivo para captar información
- La percepción va estrechamente ligada al *Reconocimiento*
- Esta asignatura: *Percepción automática y Reconocimiento automático*
- Percepción automática como procesamiento informático de la información procedente de sensores
- La información es representada para su tratamiento informático posterior

Adquisición, Representación y Reconocimiento

- Percepción engloba adquisición, representación y reconocimiento



- Sensor: cámara, micrófono, escáner, . . .
- Señal: fichero de imagen, audio, vídeo, texto, . . .
- Representación (x): vector de características, cadena de símbolos, grafo, . . .

Reconocimiento

- Reconocimiento puede verse como

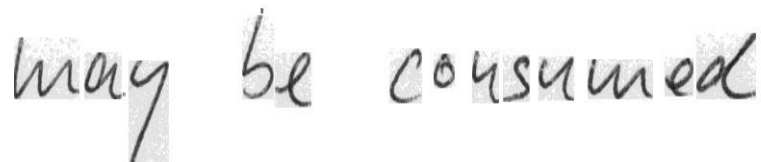
- *Clasificación*: $c(x) = c$ con $c \in \{1, \dots, C\}$

Ejemplo: determinar categoría gramatical de una palabra

$x = \text{"clasificar"} \rightarrow c(x) = \text{verbo}$

- *Interpretación*: varios símbolos relacionados (secuencia, árbol, . . .)

Ejemplo: reconocimiento de texto manuscrito

 $\xrightarrow{\text{reconocimiento}}$ **may be consumed**

- En esta asignatura veremos reconocimiento como **clasificación**
- Clasificación desde la teoría de la decisión estadística

Índice

- 1 Percepción ▷ 3
- 2 *Teoría de la decisión estadística* ▷ 7
- 3 Teoría de la decisión estadística en interacción ▷ 13
- 4 Aprendizaje en sistemas interactivos ▷ 17
- 5 Evaluación en sistemas interactivos ▷ 21

Teoría de la decisión estadística

- La representación del objeto \mathbf{x} a clasificar es una *variable aleatoria*¹
- Clasificador de Bayes (clasificador de mínimo error):

$$\hat{c}(\mathbf{x}) = \operatorname{argmax}_{c=1\dots C} P(c \mid \mathbf{x}) = \operatorname{argmax}_{c=1\dots C} P(c) p(\mathbf{x} \mid c)$$

donde

$P(c)$: **probabilidad a priori** de la clase c

$p(\mathbf{x} \mid c)$: distribución de **probabilidad condicionada** a la clase c

- $p(\mathbf{x} \mid c)$ es una distribución de probabilidad sobre valores de \mathbf{x} en la clase c
 - Ej: Modelo de Markov oculto (SIN) u otra distribución (Gaussiana, . . .)
 - Se estima a partir de datos de la clase c (entrenamiento)

¹ x variable escalar, \mathbf{x} variable vectorial

Ejercicio: clasificador de Bayes

Se dispone de 1000 correos electrónicos etiquetados como *Spam* (100) y *NoSpam* (900). Asimismo, la palabra *Bingo* aparece en 40 correos de los etiquetados como Spam (S) y en 18 de los etiquetados como NoSpam (N).

Dado el siguiente correo:

"Get \$1000 Free - Try the New Slot Machines at Bingo Palace"

¿Cómo lo etiquetaríamos para minimizar la probabilidad de error?

Ejercicio: clasificador de Bayes

Sea $x = 1$ si la palabra *Bingo* está en el correo. El clasificador de Bayes sería:

$$\hat{c}(x) = \operatorname{argmax}_{c \in \{S, N\}} P(c \mid x = 1) = \operatorname{argmax}_{c \in \{S, N\}} P(c) p(x = 1 \mid c)$$

Estimamos empíricamente las distribuciones de probabilidad involucradas:

$$P(c = S) = \frac{100}{1000}$$

$$P(c = N) = \frac{900}{1000}$$

$$p(x = 1 \mid c = S) = \frac{40}{100}$$

$$p(x = 1 \mid c = N) = \frac{18}{900}$$

Calculamos para cada clase:

$$P(c = S) p(x = 1 \mid c = S) = \frac{100}{1000} \cdot \frac{40}{100} = 0.04$$

$$P(c = N) p(x = 1 \mid c = N) = \frac{900}{1000} \cdot \frac{18}{900} = 0.018$$

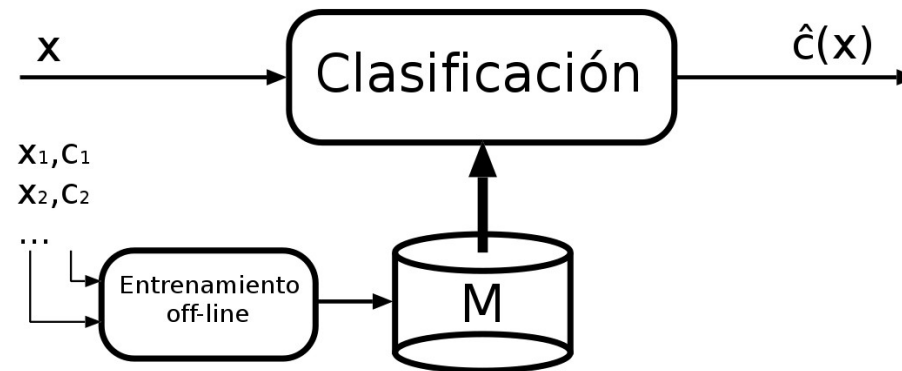
Por lo tanto, $\hat{c}(x) = S$

Algunas consideraciones

- La variable aleatoria x tendría que dar cuenta de la aparición o ausencia no sólo de la palabra *Bingo*, sino de todas las palabras del vocabulario
- De esta forma, \mathbf{x} podría ser un vector donde cada componente del mismo estuviera asociado a una palabra distinta (Tema 2)
- Este tipo de representación conlleva una alta dimensionalidad que puede ser interesante reducir (Temas 3 y 6)
- Estos objetos pueden compararse por distancias (Tema 4)
- Existen probabilidades condicionales $p(\mathbf{x} \mid c)$ bien conocidas más allá de la aparición o ausencia de un objeto (palabra) en particular (Tema 5)
- Los objetos de cada clase pueden no ser linealmente separables y podría convenir que lo fueran (Tema 6)
- Podemos usar más de un clasificador y combinarlos (Tema 7)

Clasificación con entrenamiento off-line

- Muestras de entrenamiento etiquetadas $\{(\mathbf{x}_1, c_1), \dots, (\mathbf{x}_n, c_n)\}$
- Estimación de modelo M ($P(c)$ y $p(\mathbf{x} | c)$) a partir de entrenamiento
- Clasificación de x de acuerdo a modelo M



- En esta asignatura solo estudiaremos el entrenamiento off-line

Índice

- 1 Percepción ▷ 3
- 2 Teoría de la decisión estadística ▷ 7
- 3 *Teoría de la decisión estadística en interacción* ▷ 13
- 4 Aprendizaje en sistemas interactivos ▷ 17
- 5 Evaluación en sistemas interactivos ▷ 21

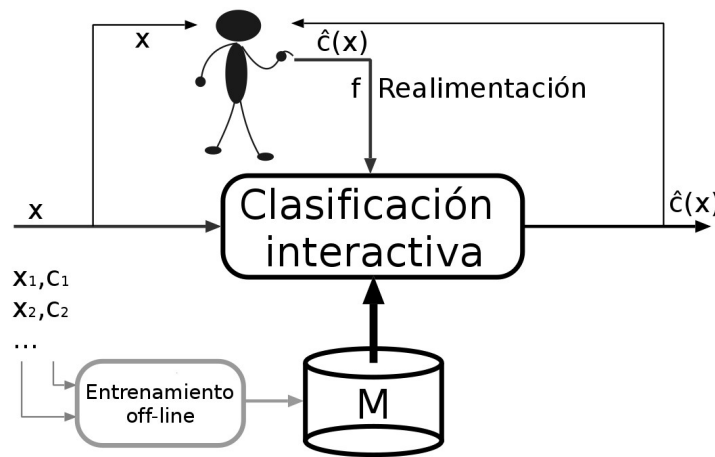
Teoría de la decisión estadística en interacción

Motivación:

- Sistema de reconocimiento (clasificación) puede cometer errores
 - Clasificación de textos, traducción automática, reconocimiento del habla
- Es necesaria la supervisión (interacción) de un usuario (humano)
- Existe supervisión humana en
 - Desarrollo: anotación de los datos empleados en estimar los modelos
 - Producción: corrección de posibles errores
 - Realimentación: considerar las correcciones para mejorar el sistema
- Es necesario adaptar la teoría de la decisión en presencia de interacción

Clasificación con realimentación sin reentrenamiento

- El usuario realiza una corrección f sobre la clasificación del sistema $\hat{c}(\mathbf{x})$

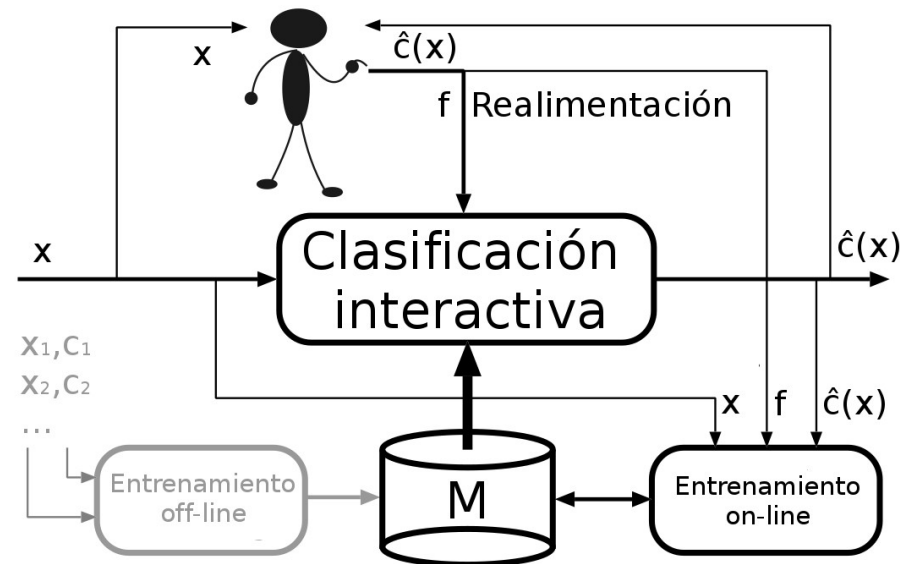


$$\hat{c}(\mathbf{x}) = \operatorname{argmax}_{c=1 \dots C} P(c \mid \mathbf{x}, f)$$

- El modelo M no se modifica, pero el sistema emplea la realimentación f
- Una posible realimentación es solicitar una clasificación alternativa de \mathbf{x}

Clasificación con realimentación con reentrenamiento

- La realimentación proporciona nuevas muestras de entrenamiento etiquetadas
- Es posible reentrenar el modelo M para incorporar las nuevas muestras



- ¿Cómo contribuyen las nuevas muestras al modelo existente M en un sistema interactivo?

Índice

- 1 Percepción ▷ 3
- 2 Teoría de la decisión estadística ▷ 7
- 3 Teoría de la decisión estadística en interacción ▷ 13
- 4 *Aprendizaje en sistemas interactivos* ▷ 17
- 5 Evaluación en sistemas interactivos ▷ 21

Aprendizaje en sistemas interactivos

Algunas estrategias de entrenamiento en sistemas interactivos son:

- On-line learning
- Active learning

On-line learning

- Muestras de entrenamiento iniciales $T = \{(\mathbf{x}_1, c_1), \dots, (\mathbf{x}_n, c_n)\}$
- La realimentación del usuario genera un nuevo conjunto de entrenamiento $T' = \{(\mathbf{x}_{n+1}, c_{n+1}), \dots, (\mathbf{x}_m, c_m)\}$
- El nuevo modelo M' se obtiene de la combinación de T y T' , empleando T' para actualizar sus parámetros (“probabilidades”)
- Se debe ponderar la contribución entre T y T' a M' mediante interpolación

Active learning

- Se dispone de:
 - Conjunto reducido de muestras etiquetadas $T = \{(\mathbf{x}_1, c_1), \dots, (\mathbf{x}_n, c_n)\}$
 - Conjunto amplio de muestras no etiquetadas $U = \{(\mathbf{x}_{n+1}, ?), \dots, (\mathbf{x}_m, ?)\}$
- El etiquetado de muestras no etiquetadas es costoso
- El sistema elige $T' \subset U$ del menor tamaño posible para etiquetar por el usuario
- El error del modelo entrenado con $T \cup T'$ debe ser menor que con T
- Algunos criterios de selección de muestras a etiquetar:
 - *Uncertainty sampling*: muestras cuyo etiquetado es más incierto
 - *Expected model change*: muestras que mayor cambio causan en el modelo

Índice

- 1 Percepción ▷ 3
- 2 Teoría de la decisión estadística ▷ 7
- 3 Teoría de la decisión estadística en interacción ▷ 13
- 4 Aprendizaje en sistemas interactivos ▷ 17
- 5 *Evaluación en sistemas interactivos* ▷ 21

Evaluación en sistemas interactivos

- La evaluación convencional basada en tasa de error no es apropiada
- La evaluación se basa en *esfuerzo* o *productividad* del usuario:
 - Esfuerzo: errores corregidos (interacciones requeridas)
 - Productividad: en términos de tiempo requerido para realizar una tarea
- La **evaluación automática** de un sistema interactivo se basa en **esfuerzo**
 - Modelo de usuario en base a un conjunto de interacciones (operaciones)
 - Es una aproximación a la función objetivo a maximizar (productividad)
 - Es posible evaluar y comparar sistemas interactivos inmediatamente
- La **evaluación manual** de un sistema interactivo se basa en **productividad**
 - Corresponde con la percepción del usuario de la utilidad del sistema
 - Es costosa: reclutar usuarios, organización, control de experimentos, etc.
 - Número de sistemas a evaluar limitado, resultados no inmediatos