

Examen del Bloc 2 de Sistemes Intel·ligents
ETSINF, Universitat Politècnica de València, 18 de gener de 2017

Cognoms:

Nom:

Grup: ☐ 3A ☐ 3B ☐ 3C ☐ 3D ☐ 3E ☐ 3F ☐ 3FLIP

Marca cada requadre amb una única opció d'entre les donades.

1 ☒ C Quina de les següents expressions és *incorrecta*?

A) $P(x | y) = \frac{P(x, y)}{\sum_z P(y | z) P(z)}$

B) $P(x | y) = \frac{P(x, y)}{\sum_z P(y, z)}$

C) $P(x | y) = \frac{\sum_z P(x, z)}{P(y)}$

D) $P(x | y) = \frac{P(y | x) P(x)}{P(y)}$

2 ☒ B Es tenen dues borses. La primera conté 3 pomes de color roig i 5 de color verd; la segona, 2 roges, 2 verdes i 1 groga. S'escull una borsa a l'atzar i, seguidament, una poma a l'atzar de la mateixa. Supposeu que les borses tenen la mateixa probabilitat de ser escollides i que, donada una borsa qualsevol, les seues pomes també tenen idèntica probabilitat de ser escollides. Si la poma escollida és roja, quina és la probabilitat P que siga de la primera borsa?

A) $0.00 \leq P < 0.25$

B) $0.25 \leq P < 0.50$

C) $0.50 \leq P < 0.75$

D) $0.75 \leq P$

$$\begin{aligned} P &= P(B = 1 | C = r) = \frac{P(B=1)P(C=r|B=1)}{P(C=r)} \\ &= \frac{P(B=1)P(C=r|B=1)}{P(B=1)P(C=r|B=1) + P(B=2)P(C=r|B=2)} \\ &= \frac{\frac{1}{2} \cdot \frac{3}{8}}{\frac{1}{2} \cdot \frac{3}{8} + \frac{1}{2} \cdot \frac{2}{5}} = \frac{15}{31} = 0.4839 \end{aligned}$$

3 ☒ A Siga x un objecte (vector de característiques o cadena de símbols) a classificar en una classe de C possibles. Indica quin dels següents classificadors *no* és d'error mínim:

A) $c(x) = \arg \max_{c=1, \dots, C} p(x | c)$

B) $c(x) = \arg \max_{c=1, \dots, C} p(x, c)$

C) $c(x) = \arg \max_{c=1, \dots, C} \log p(x, c)$

D) $c(x) = \arg \max_{c=1, \dots, C} P(c | x)$

4 ☒ A Per a un problema de classificació de dues classes en \mathbb{R}^2 tenim un classificador compost per dues funcions discriminants lineals de vectors de pesos $\mathbf{a}_o = (-1, 1, 2)^t$ i $\mathbf{a}_\bullet = (1, 1, 1)^t$, en notació homogènia. Indica quines són les regions de decisió definides pel classificador anterior.

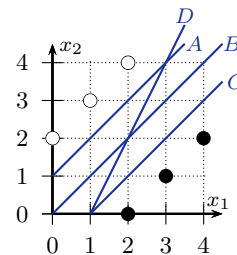
A) $R_o = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^2 : x_2 > 2\}$ i $R_\bullet = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^2 : x_2 < 2\}$ $g_o(\mathbf{x}) = g_\bullet(\mathbf{x}) \rightarrow x_2 = 2 \wedge g_o((0, 0)^t) < g_\bullet((0, 0)^t)$

B) $R_o = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^2 : x_1 > 2\}$ i $R_\bullet = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^2 : x_1 < 2\}$

C) $R_o = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^2 : x_1 < 2\}$ i $R_\bullet = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^2 : x_1 > 2\}$

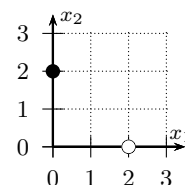
D) $R_o = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^2 : x_2 < 2\}$ i $R_\bullet = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^2 : x_2 > 2\}$

- 5 [B] En la figura de la dreta es representen 6 mostres d'aprenentatge bidimensionals de 2 classes. Després d'aplicar l'algorisme Perceptró amb diferents valors del paràmetre b , s'obtenen els classificadors caracteritzats pels vectors de pesos donats a continuació. Quin d'ells proporciona una frontera de decisió de major folgança (més "centrada"), i per tant de menor error esperat?



- A) $\mathbf{a}_0 = (-1, 1, 2)^t$ i $\mathbf{a}_1 = (0, 2, 1)^t$ $g_0(\mathbf{x}) = g_1(\mathbf{x}) \rightarrow x_2 = x_1 + 1$
 B) $\mathbf{a}_0 = (1, 1, 2)^t$ i $\mathbf{a}_1 = (1, 2, 1)^t$ $g_0(\mathbf{x}) = g_1(\mathbf{x}) \rightarrow x_2 = x_1$
 C) $\mathbf{a}_0 = (1, 1, 2)^t$ i $\mathbf{a}_1 = (0, 2, 1)^t$ $g_0(\mathbf{x}) = g_1(\mathbf{x}) \rightarrow x_2 = x_1 - 1$
 D) $\mathbf{a}_0 = (1, 1, 1)^t$ i $\mathbf{a}_1 = (-1, 3, 0)^t$ $g_0(\mathbf{x}) = g_1(\mathbf{x}) \rightarrow x_2 = 2x_1 - 2$

- 6 [C] En la figura de la dreta es representen dues mostres d'aprenentatge bidimensionals de 2 classes: (\mathbf{x}_1, \circ) i (\mathbf{x}_2, \bullet) . Donats els pesos $\mathbf{a}_0 = (0, 1, 0)^t$ i $\mathbf{a}_1 = (1, 0, 0)^t$, si apliquem una iteració de l'algorisme Perceptró processant únicament la mostra \mathbf{x}_1 , quin és el valor mínim del marge b amb el qual s'actualitzen els vectors de pesos?



- A) $b = 0.5$
 B) $b = 1.0$
 C) $b = 1.5$ $g_0(\mathbf{x}_1) = 2$ $g_1(\mathbf{x}_1) = 1$ if $(g_1(\mathbf{x}_1) + b > g_0(\mathbf{x}_1))$
 D) Cap dels anteriors

- 7 [D] Es té un problema de classificació per al qual s'ha après un classificador. L'interval de confiança al 95% per a la probabilitat d'error d'aquest classificador s'ha estimat empíricament, a partir d'un cert conjunt de mostres de test. Indica quina de les següents opcions permetria reduir la grandària de l'interval estimat:

- A) Reduir significativament el conjunt de test.
 B) Mantenir el conjunt de test i re-entrenar el classificador amb l'algorisme C -mitjanes de Duda i Hart.
 C) Mantenir el conjunt de test i re-entrenar el classificador amb l'algorisme C -mitjanes convencional ("popular").
 D) Augmentar significativament el conjunt de test.

- 8 [A] Siga un problema de classificació en 3 classes (A, B i C) per al qual es disposa de 6 dades d'aprenentatge representades mitjançant vectors de característiques tridimensionals (veure taula a la dreta). Si desitgem aplicar l'algorisme d'aprenentatge d'arbres de classificació amb aquestes dades, quin és el nombre N de particions diferents que es poden generar en el node arrel de l'arbre? Nota: no heu de tenir en compte les particions que donen lloc a nodes buits.

n	1	2	3	4	5	6
x_{n1}	0	1	0	1	0	1
x_{n2}	1	1	2	2	3	3
x_{n3}	0	2	0	3	2	3
c_n	A	A	B	B	C	C

- A) $0 \leq N \leq 5$ $\{(1, 0), (2, 1), (2, 2), (3, 0), (3, 2)\}$
 B) $5 < N \leq 10$
 C) $10 < N \leq 20$
 D) Es poden generar infinites particions.

- 9 [D] Supposeu que estem aplicant l'algorisme d'aprenentatge d'arbres de classificació per a un problema de quatre classes; açò és, $\mathcal{C} = \{1, 2, 3, 4\}$. L'algorisme ha arribat a un node t que inclou vuit dades: 4 de la classe 1, 2 de la 2, 1 de la 3 i 1 de la 4. La impuresa de t , $\mathcal{I}(t)$, mesurada com l'entropia de la distribució empírica de les probabilitats a posteriori de les classes en t , és:

- A) $0.00 \leq \mathcal{I}(t) < 0.25$
 B) $0.25 \leq \mathcal{I}(t) < 0.50$
 C) $0.50 \leq \mathcal{I}(t) < 0.75$
 D) $0.75 \leq \mathcal{I}(t)$ $\mathcal{I}(t) = -\sum_{c=1}^4 \hat{P}(c | t) \log_2 \hat{P}(c | t) = -\frac{4}{8} \log_2 \frac{4}{8} - \frac{2}{8} \log_2 \frac{2}{8} - 2 \frac{1}{8} \log_2 \frac{1}{8} = \frac{7}{4} = 1.75$

10 [B] Indica quina de les següents afirmacions sobre aprenentatge supervisat (AS) i no-supervisat (ANS) és correcta:

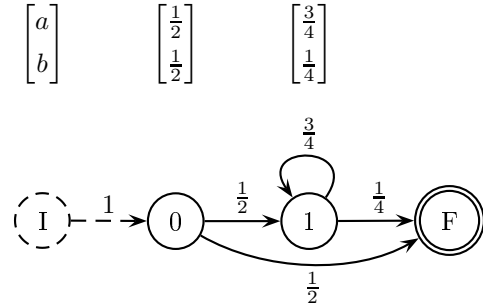
- A) Tant en ANS com en AS es requereixen dades d'entrenament sense etiqueta de classe.
- B) En ANS es requereixen dades d'entrenament sense etiqueta de classe; en AS, amb etiqueta.
- C) En ANS es requereixen dades d'entrenament amb etiqueta de classe; en AS, sense etiqueta.
- D) Tant en ANS com en AS es requereixen dades d'entrenament amb etiqueta de classe.

11 [D] Considereu l'algorisme *C*-mitjanes en la seua versió convencional o “popular” (CM) i en la versió de Duda i Hart (DH). Encara que ambdues optimitzen la *suma d'errors quadràtics* (SEQ), els seus resultats poden diferir ja que:

- A) DH minimitza la SEQ i CM la maximitza.
- B) DH maximitza la SEQ i CM la minimitza.
- C) Ambdues maximitzen la SEQ, si bé DH pot aconseguir millors solucions que CM.
- D) Cap de les anteriors.

12 [C] Considereu el model de Markov ocult M que es mostra en la figura de la dreta, en el qual $P_M(a) = P_M(b) = \frac{1}{4}$. Quin és el valor $S = \sum_x P_M(x)$ on x és qualsevol possible cadena formada per dos o més símbols?

- A) $0 \leq S < \frac{1}{4}$.
- B) $\frac{1}{4} \leq S < \frac{2}{4}$.
- C) $\frac{2}{4} \leq S < \frac{3}{4}$.
- D) $\frac{3}{4} \leq S \leq 1$.

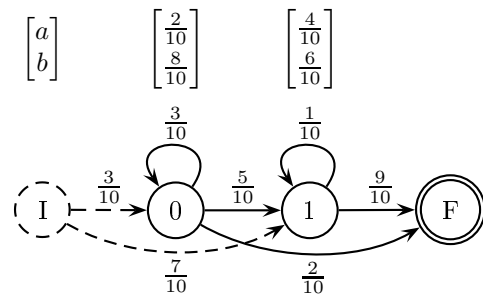


13 [B] Siga M un model de Markov ocult i x una cadena tal que $P_M(x) > 0$. Sempre es compleix que:

- A) La seqüència d'estats de M que genera la cadena x amb màxima probabilitat és única.
- B) L'aproximació de Viterbi a $P_M(x)$ és única.
- C) La seqüència d'estats de M que genera la cadena x amb màxima probabilitat no és única.
- D) L'aproximació de Viterbi a $P_M(x)$ no és única.

14 [D] Es té un problema de classificació en dues classes (A i B) d'objectes representats mitjançant cadenes de símbols en l'alfabet $\Sigma = \{a, b\}$. Les funcions de probabilitat condicional de les classes vénen caracteritzades pels models de Markov ocults M_A i M_B . Supposeu que $P(A) = 0.45$, $P(ba | A) = P_{M_A}(ba) = 0.0612$ i $P(ba | B) = P_{M_B}(ba)$, sent M_B el model representat en la figura de la dreta. A quina classe s'assignaria la cadena “ba” per mínima probabilitat d'error?:

- A) Amb les dades aportades no es pot determinar.
- B) Indistintament en A o B ja que $P_{M_A}(ba) = P_{M_B}(ba)$.
- C) En la classe A.
- D) En la classe B.



$$\begin{aligned} \hat{c} &= \arg \max_c P(c)P(ba | c) \\ P(A)P(ba | A) &= 0.45 \cdot 0.0612 \\ P(B)P(ba | B) &= 0.55 \cdot 0.0612 \\ \hat{c} &= B \end{aligned}$$

15 [A] Donat el model de Markov ocult M_B de la pregunta anterior, després d'una iteració de re-estimació per Viterbi a partir de les cadenes d'entrenament “ba”, “b” i “aa”, indica quin dels següents resultats és cert:

- A) $A_{01} = A_{1F} = 1$
- B) $B_{0a} = B_{1a} = \frac{1}{2}$
- C) $\pi_0 = \frac{1}{3}$
- D) $\pi_1 = \frac{2}{3}$

A	0	1	F
0	0	1	0
1	0	0	1

B	a	b
0	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{2}$
1	$\frac{2}{3}$	$\frac{1}{3}$

$$\pi_0 = \frac{2}{3} \quad \pi_1 = \frac{1}{3}$$