

Q2: a. Une distribution de vraisemblance correspondant à la probabilité  $P(\vec{x} | t)$  avec  $\vec{x}$  une donnée et  $t$  la cible. On pourrait la calculer à l'aide de la formule de Bayes :

$$P(\vec{x} | t) = \frac{P(t | \vec{x}) \times p(\vec{x})}{P(t)}$$

$$= \frac{P(t, \vec{x})}{P(t)}$$

b. La distribution a priori correspond à  $P(t)$ .

On a :  $P(t=i) = \frac{\text{nombre de données ayant pour cible } i}{\text{nombre de données}}$

c. Il est raisonnable d'ajouter l'hypothèse que  $P(\text{consommation d'essence} | \text{voiture de sport})$  est gaussienne. En effet, les voitures de sport sont une sous-catégorie très spécifique de voitures. On peut supposer, puisque toutes ces voitures sont en compétition sur un marché restreint, qu'elles vont avoir des caractéristiques très similaires, notamment en terme de consommation d'essence.

Salomé Gomez (+9 456 930)

Julien Brachier (+9 456 832)

Romain Gaborit (+9 456 869)

Démonstration 1:

$$E_D(W) = - \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K t_{kn} \ln(y_{nk})$$

$$\text{et } y_k(\theta) = \frac{\exp(\theta_k)}{\sum_j \exp(\theta_j)}$$

$$\text{Donc } \nabla_{\theta_j} E_D(W) = - \sum_{n=1}^N \nabla_{\theta_j} \left( \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq j}}^K t_{kn} \ln(y_{nk}) + t_{jn} \ln(y_{nj}) \right) \quad (1)$$

$$\text{Or } \frac{\partial y_k}{\partial \theta_j} = \frac{\partial}{\partial \theta_j} \cdot \frac{\exp(\theta_k)}{\sum_c \exp(\theta_c)} \quad (2)$$

$$\text{avec } \frac{\partial \exp(\theta_k)}{\partial \theta_j} = \begin{cases} \exp(\theta_j) & \text{si } k = j \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

$$\text{donc } \frac{\partial \exp(\theta_k)}{\partial \theta_j} = I_{kj} \cdot \exp(\theta_k)$$

$$\text{Ainsi } (2) \Leftrightarrow \frac{\partial y_k}{\partial \theta_j} = \frac{I_{kj} \cdot \exp(\theta_k) \cdot \sum_c \exp(\theta_c) - \exp(\theta_k) \cdot \exp(\theta_j)}{(\sum_c \exp(\theta_c))^2}$$

$$= I_{kj} y_k - y_k \cdot y_j$$

$$= y_k (I_{kj} - y_j)$$

$$= \begin{cases} -y_k \cdot y_j & \text{si } k \neq j \\ y_k (1 - y_j) & \text{si } k = j \end{cases}$$

Adame Gomez (19 156 930)  
 Julien Brocher (19 156 832)  
 Arnold Godot (19 156 869)

Donc ① $\Leftrightarrow$

$$\begin{aligned}
 \forall j: E_j(W) &= - \sum_{n=1}^N \left( \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq j}}^K t_{kn} \cdot \frac{-y_{kn} y_{jn}}{y_{kn}} + t_{jn} \cdot \frac{y_{jn}(1-y_{jn})}{y_{jn}} \right) \\
 &= - \sum_{n=1}^N \left( \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq j}}^K t_{kn} (-y_{jn}) + t_{jn} - t_{jn} y_{jn} \right) \\
 &= - \sum_{n=1}^N \left( -y_{jn} \sum_{k=1}^K t_{kn} + t_{jn} \right) \\
 &= \sum_{n=1}^N y_{jn} - t_{jn}
 \end{aligned}$$



Salomé Gomez (19 156 930)

Julien Brochier (19 156 839)

Arnaud Godart (19 156 869)

### Démo 3

\* Formules de la position, de la vitesse et de l'accélération

$$a = \frac{v_1 - v_0}{t_1 - t_0} \Leftrightarrow v_1 = a(t_1 - t_0) + v_0$$

Pour  $a(t_1 - t_0) \rightarrow 0$   $a(t_1 - t_0)$  devient  $\nabla a$   
De la même façon  $v(t_1 - t_0)$  devient  $\nabla v$

$$r_1 = v(t_1 - t_0) + r_0$$

\* Formules du momentum :

$$v_{t+1} = \gamma v_t - \nabla_{x_t} E_{x_t}(w_t)$$

$$w_{t+1} = w_t + \eta v_{t+1}$$

Le vecteur  $w$  peut être vu comme une position sur le graphique de la descente de gradient.

À chaque itération, nous calculons son accélération  $\nabla e$ , sa vitesse  $v_t$  et nous mettons à jour sa position.

Ici, le gradient est négatif car nous descendons la courbe alors qu'il est positif dans le cas de l'accélération d'un objet qui chute. Cela explique pourquoi nous soustrayons le gradient (l'accélération) au lieu de l'ajouter.

$\mu$  peut symboliser la friction parce qu'il freine  
tout déplacement (dans notre cas toute valeur  
non nulle de  $v$ ).