

# NAIVE BAYES CLASSIFIER

Jérémie Cabessa

Laboratoire DAVID, UVSQ

# INTRODUCTION

- ▶ Dans le cadre de l'**apprentissage supervisé**, on distingue deux types de méthodes:
- ▶ Méthodes de régression  
La variable d'output (réponse) est **quantitative**.
- ▶ Méthodes de classification  
La variable d'output (réponse) est **qualitative**.

# INTRODUCTION

- ▶ Dans le cadre de l'**apprentissage supervisé**, on distingue deux types de méthodes:
- ▶ **Méthodes de régression**  
La variable d'output (réponse) est **quantitative**.
- ▶ Méthodes de classification  
La variable d'output (réponse) est **qualitative**.

# INTRODUCTION

- ▶ Dans le cadre de l'**apprentissage supervisé**, on distingue deux types de méthodes:
- ▶ **Méthodes de régression**  
La variable d'output (réponse) est **quantitative**.
- ▶ **Méthodes de classification**  
La variable d'output (réponse) est **qualitative**.

# INTRODUCTION

- ▶ Un **classifieur de Bayes naïf (naive Bayes classifier)** est une méthode de classification basée sur le *théorème de Bayes*.
- ▶ Un naive Bayes classifier possède un petit nombre de paramètres à estimer: linéaire par rapport au nombre de variables.
- ▶ L'apprentissage de ces paramètres admet une solution analytique (closed-form solution) calculable en temps linéaire.

# INTRODUCTION

- ▶ Un **classifieur de Bayes naïf (naive Bayes classifier)** est une méthode de classification basée sur le *théorème de Bayes*.
- ▶ Un naive Bayes classifier possède un petit nombre de paramètres à estimer: linéaire par rapport au nombre de variables.
- ▶ L'apprentissage de ces paramètres admet une solution analytique (closed-form solution) calculable en temps linéaire.

# INTRODUCTION

- ▶ Un **classifieur de Bayes naïf (naive Bayes classifier)** est une méthode de classification basée sur le *théorème de Bayes*.
- ▶ Un naive Bayes classifier possède un petit nombre de paramètres à estimer: linéaire par rapport au nombre de variables.
- ▶ L'apprentissage de ces paramètres admet une solution analytique (closed-form solution) calculable en temps linéaire.

# PROBABILITÉS CONDITIONNELLES

- ▶ Soit  $p$  une mesure de probabilité et  $A$  et  $B$  deux évènements de probabilité non nulle.
- ▶ La *probabilité conditionnelle* de  $A$  sachant  $B$  est

$$p(A \mid B) = \frac{p(A \cap B)}{p(B)}$$

- ▶  $p(A \mid B)$  représente *la probabilité que l'évènement  $A$  advienne sachant que l'évènement  $B$  a eu lieu.*



# PROBABILITÉS CONDITIONNELLES

- ▶ Soit  $p$  une mesure de probabilité et  $A$  et  $B$  deux évènements de probabilité non nulle.
- ▶ La *probabilité conditionnelle* de  $A$  sachant  $B$  est

$$p(A \mid B) = \frac{p(A \cap B)}{p(B)}$$

- ▶  $p(A \mid B)$  représente *la probabilité que l'évènement  $A$  advienne sachant que l'évènement  $B$  a eu lieu.*

# PROBABILITÉS CONDITIONNELLES

- ▶ Soit  $p$  une mesure de probabilité et  $A$  et  $B$  deux évènements de probabilité non nulle.
- ▶ La *probabilité conditionnelle* de  $A$  sachant  $B$  est

$$p(A \mid B) = \frac{p(A \cap B)}{p(B)}$$

- ▶  $p(A \mid B)$  représente *la probabilité que l'évènement  $A$  advienne sachant que l'évènement  $B$  a eu lieu.*

# THÉORÈME DE BAYES

- La formule de la *probabilité conditionnelle* implique les relations suivantes:

$$p(A | B) = \frac{p(A \cap B)}{p(B)} \quad \Rightarrow \quad p(A \cap B) = p(A | B) p(B)$$

$$p(B | A) = \frac{p(B \cap A)}{p(A)} = \frac{p(A \cap B)}{p(A)} \quad \Rightarrow \quad p(A \cap B) = p(B | A) p(A)$$

Donc, les équations ci-dessus impliquent le théorème de Bayes:

$$p(A | B) p(B) = p(B | A) p(A)$$

$$p(A | B) = \frac{p(B | A) p(A)}{p(B)}$$

$$p(A | B) = \frac{p(B | A) p(A)}{p(B)}$$

# THÉORÈME DE BAYES

- La formule de la *probabilité conditionnelle* implique les relations suivantes:

$$p(A | B) = \frac{p(A \cap B)}{p(B)} \quad \Rightarrow \quad p(A \cap B) = p(A | B) p(B)$$

$$p(B | A) = \frac{p(B \cap A)}{p(A)} = \frac{p(A \cap B)}{p(A)} \quad \Rightarrow \quad p(A \cap B) = p(B | A) p(A)$$

Donc,  $p(A \cap B)$  est équivalent à l'écriture impliquant le théorème de Bayes:

$$p(A | B)p(B) = p(B | A)p(A)$$

$$p(A \cap B) = p(B | A)p(A)$$

$$p(A \cap B) = p(A | B)p(B)$$

# THÉORÈME DE BAYES

- La formule de la *probabilité conditionnelle* implique les relations suivantes:

$$p(A | B) = \frac{p(A \cap B)}{p(B)} \quad \Rightarrow \quad p(A \cap B) = p(A | B) p(B)$$

$$p(B | A) = \frac{p(B \cap A)}{p(A)} = \frac{p(A \cap B)}{p(A)} \quad \Rightarrow \quad p(A \cap B) = p(B | A) p(A)$$

- Les equations ci-dessus impliquent le théorème de Bayes:

$$p(A | B) p(B) = p(B | A) p(A)$$

ssi

$$p(A | B) = \frac{p(B | A) p(A)}{p(B)}$$

# THÉORÈME DE BAYES

- La formule de la *probabilité conditionnelle* implique les relations suivantes:

$$p(A | B) = \frac{p(A \cap B)}{p(B)} \quad \Rightarrow \quad p(A \cap B) = p(A | B) p(B)$$

$$p(B | A) = \frac{p(B \cap A)}{p(A)} = \frac{p(A \cap B)}{p(A)} \quad \Rightarrow \quad p(A \cap B) = p(B | A) p(A)$$

► Les equations ci-dessus impliquent le théorème de Bayes:

$$p(A | B) p(B) = p(B | A) p(A)$$

ssi

$$p(A | B) = \frac{p(B | A) p(A)}{p(B)}$$

# THÉORÈME DE BAYES

- La formule de la *probabilité conditionnelle* implique les relations suivantes:

$$p(A | B) = \frac{p(A \cap B)}{p(B)} \quad \Rightarrow \quad p(A \cap B) = p(A | B) p(B)$$

$$p(B | A) = \frac{p(B \cap A)}{p(A)} = \frac{p(A \cap B)}{p(A)} \quad \Rightarrow \quad p(A \cap B) = p(B | A) p(A)$$

- Les equations ci-dessus impliquent le **théorème de Bayes**:

$$p(A | B) p(B) = p(B | A) p(A)$$

ssi

$$p(A | B) = \frac{p(B | A) p(A)}{p(B)}$$

# THÉORÈME DE BAYES

- ▶ Le théorème de Bayes s'utilise lorsqu'on désire calculer  $p(A | B)$  mais que cette quantité est difficile à estimer à partir des data.

$$p(A | B) = \frac{p(B | A) p(A)}{p(B)}$$

- ▶ Il est alors possible de calculer  $p(A | B)$  à partir de  $p(B | A)$ , qui est potentiellement plus facile à estimer à partir des data.
- ▶ En résumé, la probabilité conditionnelle  $p(A | B)$  peut s'exprimer à partir de sa probabilité conditionnelle "inverse"  $p(B | A)$ .



# THÉORÈME DE BAYES

- Le théorème de Bayes s'utilise lorsqu'on désire calculer  $p(A | B)$  mais que cette quantité est difficile à estimer à partir des data.

$$p(A | B) = \frac{p(B | A) p(A)}{p(B)}$$

- Il est alors possible de calculer  $p(A | B)$  à partir de  $p(B | A)$ , qui est potentiellement plus facile à estimer à partir des data.
- En résumé, la probabilité conditionnelle  $p(A | B)$  peut s'exprimer à partir de sa probabilité conditionnelle "inverse"  $p(B | A)$ .

# THÉORÈME DE BAYES

- ▶ Le théorème de Bayes s'utilise lorsqu'on désire calculer  $p(A | B)$  mais que cette quantité est difficile à estimer à partir des data.

$$p(A | B) = \frac{p(B | A) p(A)}{p(B)}$$

- ▶ Il est alors possible de calculer  $p(A | B)$  à partir de  $p(B | A)$ , qui est potentiellement plus facile à estimer à partir des data.
- ▶ En résumé, la probabilité conditionnelle  $p(A | B)$  peut s'exprimer à partir de sa probabilité conditionnelle "inverse"  $p(B | A)$ .

# THÉORÈME DE BAYES

- ▶ Basé sur une étude de Kahneman & Tversky (1974):

*Steve est d'un tempérament doux, timide, plutôt introverti. Bien qu'il soit très aimable, il semble montrer peu d'attention envers les autres personnes. Il a tendance à être très ordonnée et montre un intérêt marqué pour tout ce qui est de l'ordre du détail.*

- ▶ Laquelle de ces affirmations semble la plus plausible?

- (A) Steve est libraire.
- (B) Steve est agriculteur.

# THÉORÈME DE BAYES

- ▶ Basé sur une étude de Kahneman & Tversky (1974):

*Steve est d'un tempérament doux, timide, plutôt introverti. Bien qu'il soit très aimable, il semble montrer peu d'attention envers les autres personnes. Il a tendance à être très ordonnée et montre un intérêt marqué pour tout ce qui est de l'ordre du détail.*

- ▶ Laquelle de ces affirmations semble la plus plausible?

- (A) Steve est libraire.
- (B) Steve est agriculteur.

# THÉORÈME DE BAYES

- ▶ Basé sur une étude de Kahneman & Tversky (1974):  
*Steve est d'un tempérament doux, timide, plutôt introverti. Bien qu'il soit très aimable, il semble montrer peu d'attention envers les autres personnes. Il a tendance à être très ordonnée et montre un intérêt marqué pour tout ce qui est de l'ordre du détail.*
- ▶ Laquelle de ces affirmations semble la plus plausible?
- (A) Steve est libraire.
- (B) Steve est agriculteur.

# THÉORÈME DE BAYES

- ▶ Basé sur une étude de Kahneman & Tversky (1974):  
*Steve est d'un tempérament doux, timide, plutôt introverti. Bien qu'il soit très aimable, il semble montrer peu d'attention envers les autres personnes. Il a tendance à être très ordonnée et montre un intérêt marqué pour tout ce qui est de l'ordre du détail.*
- ▶ Laquelle de ces affirmations semble la plus plausible?
  - (A) Steve est libraire.
  - (B) Steve est agriculteur.

# THÉORÈME DE BAYES

- ▶ Basé sur une étude de Kahneman & Tversky (1974):  
*Steve est d'un tempérament doux, timide, plutôt introverti. Bien qu'il soit très aimable, il semble montrer peu d'attention envers les autres personnes. Il a tendance à être très ordonnée et montre un intérêt marqué pour tout ce qui est de l'ordre du détail.*
  - ▶ Laquelle de ces affirmations semble la plus plausible?
- (A) Steve est libraire.
- (B) Steve est agriculteur.

# THÉORÈME DE BAYES

- ▶ Basé sur une étude de Kahneman & Tversky (1974):  
*Steve est d'un tempérament doux, timide, plutôt introverti. Bien qu'il soit très aimable, il semble montrer peu d'attention envers les autres personnes. Il a tendance à être très ordonnée et montre un intérêt marqué pour tout ce qui est de l'ordre du détail.*
- ▶ Laquelle de ces affirmations semble la plus plausible?
  - (A) Steve est libraire.
  - (B) Steve est agriculteur.



# THÉORÈME DE BAYES

- ▶ Si on laisse de côté la question des *préjugés* ou des *stéréotypes* que l'on peut avoir sur différentes professions, la plupart des gens répondent que:
  - ▶ Steve a bien plus de chance d'être libraire qu'agriculteur.
  - ▶ Mais cette réponse est *irrationnelle*... Pourquoi?

# THÉORÈME DE BAYES

- ▶ Si on laisse de côté la question des *préjugés* ou des *stéréotypes* que l'on peut avoir sur différentes professions, la plupart des gens répondent que:
- ▶ Steve a bien plus de chance d'être libraire qu'agriculteur.
- ▶ Mais cette réponse est *irrationnelle*... Pourquoi?

# THÉORÈME DE BAYES

- ▶ Si on laisse de côté la question des *préjugés* ou des *stéréotypes* que l'on peut avoir sur différentes professions, la plupart des gens répondent que:
- ▶ Steve a bien plus de chance d'être libraire qu'agriculteur.
- ▶ Mais cette réponse est *irrationnelle*... Pourquoi?

# THÉORÈME DE BAYES

- ▶ Les gens oublient totalement de prendre en compte la proportion de libraires et d'agriculteurs dans la population!
- ▶ Aux USA, il semble qu'il y ait bien plus d'agriculteurs que de libraires (en tout cas dans les années 70)!
- ▶ Supposons que la population compte 20 fois plus d'agriculteurs que de libraires: même si l'on a une lettre mentionnant "agriculteur", il reste assez peu probable qu'il soit effectivement un libraire.

# THÉORÈME DE BAYES

- ▶ Les gens oublient totalement de prendre en compte la proportion de libraires et d'agriculteurs dans la population!
- ▶ Aux USA, il semble qu'il y ait bien plus d'agriculteurs que de libraires (en tout cas dans les années 70)!
- ▶ Supposons que la population compte 20 fois plus d'agriculteurs que de libraires:  $P(A) = 20P(B)$ .  
Cela signifie qu'il y a 20 fois plus de chances qu'il soit agriculteur que

# THÉORÈME DE BAYES

- ▶ Les gens oublient totalement de prendre en compte la proportion de libraires et d'agriculteurs dans la population!
- ▶ Aux USA, il semble qu'il y ait bien plus d'agriculteurs que de libraires (en tout cas dans les années 70)!
- ▶ Supposons que la population compte 20 fois plus d'agriculteurs que de libraires: même si Steve semble montrer des "traits" de libraires, il reste assez peu probable qu'il soit effectivement libraire...

# THÉORÈME DE BAYES

- ▶ Les gens oublient totalement de prendre en compte la proportion de libraires et d'agriculteurs dans la population!
- ▶ Aux USA, il semble qu'il y ait bien plus d'agriculteurs que de libraires (en tout cas dans les années 70)!
- ▶ Supposons que la population compte 20 fois plus d'agriculteurs que de libraires: même si Steve semble montrer des "traits" de libraires, il reste assez peu probable qu'il soit effectivement libraire...

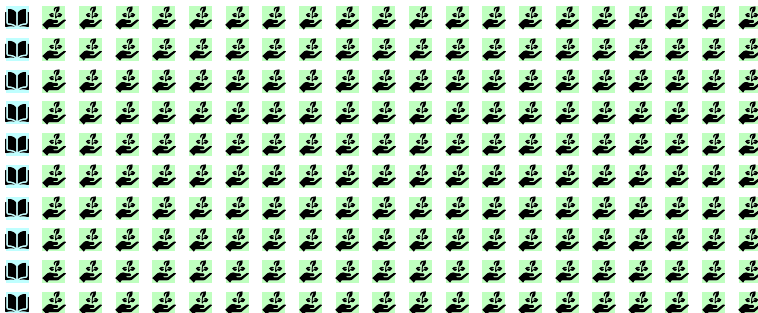
# THÉORÈME DE BAYES

- ▶ Les gens oublient totalement de prendre en compte la proportion de libraires et d'agriculteurs dans la population!
- ▶ Aux USA, il semble qu'il y ait bien plus d'agriculteurs que de libraires (en tout cas dans les années 70)!
- ▶ Supposons que la population compte 20 fois plus d'agriculteurs que de libraires: même si Steve semble montrer des "traits" de libraires, il reste assez peu probable qu'il soit effectivement libraire...



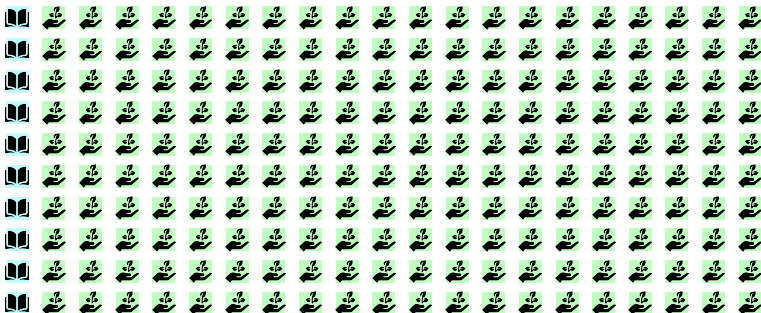
# THÉORÈME DE BAYES

- ▶ On a 10 libraires et 200 agriculteurs.
- ▶ 80% des libraires et 10% des agriculteurs correspondent à la description (situation où les stéréotypes sont “justes”).
- ▶  $p(\text{libraire} \mid \text{description}) = \frac{8}{8+20} \approx 28.57\%$



# THÉORÈME DE BAYES

- ▶ On a 10 libraires et 200 agriculteurs.
- ▶ 80% des libraires et 10% des agriculteurs correspondent à la description (situation où les stéréotypes sont “justes”).
- ▶  $p(\text{libraire} \mid \text{description}) = \frac{8}{8+20} \approx 28.57\%$



# THÉORÈME DE BAYES

- ▶ On a 10 libraires et 200 agriculteurs.
- ▶ 80% des libraires et 10% des agriculteurs correspondent à la description (situation où les stéréotypes sont “justes”).
- ▶  $p(\text{libraire} \mid \text{description}) = \frac{8}{8+20} \approx 28.57\%$



80% of librarians  
fit the description

10% of farmers fit the description



# THÉORÈME DE BAYES

- ▶ **Hypothèse  $H$ :** Steve est libraire.
- ▶ **Évidence  $E$ :** Steve est d'un tempérament doux, timide, ...
- ▶ **Prior:** Probabilité de l'hypothèse avant de recevoir une évidence:  $p(H) = \frac{10}{210} = \frac{1}{21} \approx 4.76\%$
- ▶ **Likelihood:** Probabilité de l'évidence étant donné que l'hypothèse est vraie  $p(E | H) = 80\%$ .
- ▶ **(Likelihood bis):** Probabilité de l'évidence étant donné que l'hypothèse est fausse  $p(E | \neg H) = 10\%$ .

**Posterior:** Probabilité de l'hypothèse étant donné l'évidence  
 $p(H | E) = \frac{8}{8+20} \approx 28.57\%$  (ce que l'on cherche).

# THÉORÈME DE BAYES

- ▶ **Hypothèse  $H$ :** Steve est libraire.
- ▶ **Évidence  $E$ :** Steve est d'un tempérament doux, timide, ...
- ▶ **Prior:** Probabilité de l'hypothèse avant de recevoir une évidence:  $p(H) = \frac{10}{210} = \frac{1}{21} \approx 4.76\%$
- ▶ **Likelihood:** Probabilité de l'évidence étant donné que l'hypothèse est vraie  $p(E | H) = 80\%$ .
- ▶ **(Likelihood bis):** Probabilité de l'évidence étant donné que l'hypothèse est fausse  $p(E | \neg H) = 10\%$ .

**Posterior:** Probabilité de l'hypothèse étant donné l'évidence  
 $p(H | E) = \frac{8}{8+20} \approx 28.57\%$  (ce que l'on cherche).

# THÉORÈME DE BAYES

- ▶ **Hypothèse  $H$ :** Steve est libraire.
- ▶ **Évidence  $E$ :** Steve est d'un tempérament doux, timide, ...
- ▶ **Prior:** Probabilité de l'hypothèse avant de recevoir une évidence:  $p(H) = \frac{10}{210} = \frac{1}{21} \approx 4.76\%$
- ▶ **Likelihood:** Probabilité de l'évidence étant donné que l'hypothèse est vraie  $p(E | H) = 80\%$ .
- ▶ **(Likelihood bis):** Probabilité de l'évidence étant donné que l'hypothèse est fausse  $p(E | \neg H) = 10\%$ .

**Posterior:** Probabilité de l'hypothèse étant donné l'évidence  
 $p(H | E) = \frac{8}{8+20} \approx 28.57\%$  (ce que l'on cherche).

# THÉORÈME DE BAYES

- ▶ **Hypothèse  $H$ :** Steve est libraire.
- ▶ **Évidence  $E$ :** Steve est d'un tempérament doux, timide, ...
- ▶ **Prior:** Probabilité de l'hypothèse avant de recevoir une évidence:  $p(H) = \frac{10}{210} = \frac{1}{21} \approx 4.76\%$
- ▶ **Likelihood:** Probabilité de l'évidence étant donné que l'hypothèse est vraie  $p(E | H) = 80\%$ .
- ▶ (Likelihood bis): Probabilité de l'évidence étant donné que l'hypothèse est fausse  $p(E | \neg H) = 10\%$ .

**Posterior:** Probabilité de l'hypothèse étant donné l'évidence  
 $p(H | E) = \frac{8}{8+20} \approx 28.57\%$  (ce que l'on cherche).

# THÉORÈME DE BAYES

- ▶ **Hypothèse  $H$ :** Steve est libraire.
- ▶ **Évidence  $E$ :** Steve est d'un tempérament doux, timide, ...
- ▶ **Prior:** Probabilité de l'hypothèse avant de recevoir une évidence:  $p(H) = \frac{10}{210} = \frac{1}{21} \approx 4.76\%$
- ▶ **Likelihood:** Probabilité de l'évidence étant donné que l'hypothèse est vraie  $p(E | H) = 80\%$ .
- ▶ **(Likelihood bis):** Probabilité de l'évidence étant donné que l'hypothèse est fausse  $p(E | \neg H) = 10\%$ .

**Posterior:** Probabilité de l'hypothèse étant donné l'évidence  
 $p(H | E) = \frac{8}{8+20} \approx 28.57\%$  (ce que l'on cherche).



# THÉORÈME DE BAYES

- ▶ **Hypothèse  $H$ :** Steve est libraire.
- ▶ **Évidence  $E$ :** Steve est d'un tempérament doux, timide, ...
- ▶ **Prior:** Probabilité de l'hypothèse avant de recevoir une évidence:  $p(H) = \frac{10}{210} = \frac{1}{21} \approx 4.76\%$
- ▶ **Likelihood:** Probabilité de l'évidence étant donné que l'hypothèse est vraie  $p(E | H) = 80\%$ .
- ▶ **(Likelihood bis):** Probabilité de l'évidence étant donné que l'hypothèse est fausse  $p(E | \neg H) = 10\%$ .

**Posterior:** Probabilité de l'hypothèse étant donné l'évidence  $p(H | E) = \frac{8}{8+20} \approx 28.57\%$  (ce que l'on cherche).

# THÉORÈME DE BAYES

- ▶ **Prior:** Probabilité de l'hypothèse avant de recevoir une évidence:  $p(H) = \frac{10}{210} = \frac{1}{21} \approx 4.76\%$
- ▶ **Posterior:** Probabilité de l'hypothèse étant donné l'évidence  $p(H | E) = \frac{8}{8+20} \approx 28.57\%$  (ce que l'on cherche).
- ▶ Notre croyance que Steve est libraire est passée de 4.76% (croyance a priori) à 28.57% (croyance a posteriori).
- ▶ La différence entre le *prior* et le *posterior* est appelée **belief updating** ou **belief revision** (révision des croyances).

# THÉORÈME DE BAYES

- ▶ **Prior:** Probabilité de l'hypothèse avant de recevoir une évidence:  $p(H) = \frac{10}{210} = \frac{1}{21} \approx 4.76\%$
- ▶ **Posterior:** Probabilité de l'hypothèse étant donné l'évidence  $p(H | E) = \frac{8}{8+20} \approx 28.57\%$  (ce que l'on cherche).
- ▶ Notre croyance que Steve est libraire est passée de 4.76% (croyance a priori) à 28.57% (croyance a posteriori).
- ▶ La différence entre le *prior* et le *posterior* est appelée **belief updating** ou **belief revision** (révision des croyances).

# THÉORÈME DE BAYES

- ▶ **Prior:** Probabilité de l'hypothèse avant de recevoir une évidence:  $p(H) = \frac{10}{210} = \frac{1}{21} \approx 4.76\%$
- ▶ **Posterior:** Probabilité de l'hypothèse étant donné l'évidence  $p(H | E) = \frac{8}{8+20} \approx 28.57\%$  (ce que l'on cherche).
- ▶ Notre croyance que Steve est libraire est passée de 4.76% (croyance a priori) à 28.57% (croyance a posteriori).
- ▶ La différence entre le *prior* et le *posterior* est appelée **belief updating** ou **belief revision** (révision des croyances).

# THÉORÈME DE BAYES

- ▶ **Prior:** Probabilité de l'hypothèse avant de recevoir une évidence:  $p(H) = \frac{10}{210} = \frac{1}{21} \approx 4.76\%$
- ▶ **Posterior:** Probabilité de l'hypothèse étant donné l'évidence  $p(H | E) = \frac{8}{8+20} \approx 28.57\%$  (ce que l'on cherche).
- ▶ Notre croyance que Steve est libraire est passée de 4.76% (croyance a priori) à 28.57% (croyance a posteriori).
- ▶ La différence entre le *prior* et le *posterior* est appelée **belief updating** ou **belief revision** (révision des croyances).

# THÉORÈME DE BAYES

► On a donc

$$\begin{aligned} p(H \mid E) &= \frac{8}{8 + 20} \\ &= \frac{\frac{\cancel{10}}{210} \frac{80}{100}}{\frac{\cancel{10}}{210} \frac{80}{100} + \frac{200}{210} \frac{\cancel{10}}{100}} \\ &= \frac{p(H) p(E \mid H)}{p(H) p(E \mid H) + p(\neg H) p(E \mid \neg H)} \\ &= \frac{p(H) p(E \mid H)}{p(E \cap H) + p(E \cap \neg H)} \\ &= \frac{p(H) p(E \mid H)}{p(E)} \end{aligned}$$

► On retrouve ainsi le Théorème de Bayes.

# THÉORÈME DE BAYES

► On a donc

$$\begin{aligned} p(H | E) &= \frac{8}{8 + 20} \\ &= \frac{\frac{\cancel{10}}{210} \frac{80}{100}}{\frac{\cancel{10}}{210} \frac{80}{100} + \frac{200}{210} \frac{\cancel{10}}{100}} \\ &= \frac{p(H) p(E | H)}{p(H) p(E | H) + p(\neg H) p(E | \neg H)} \\ &= \frac{p(H) p(E | H)}{p(E \cap H) + p(E \cap \neg H)} \\ &= \frac{p(H) p(E | H)}{p(E)} \end{aligned}$$

► On introduit alors le Théorème de Bayes.

# THÉORÈME DE BAYES

► On a donc

$$\begin{aligned} p(H \mid E) &= \frac{8}{8 + 20} \\ &= \frac{\frac{\cancel{10}}{210} \frac{80}{\cancel{100}}}{\frac{\cancel{10}}{210} \frac{80}{\cancel{100}} + \frac{200}{\cancel{210}} \frac{\cancel{10}}{\cancel{100}}} \\ &= \frac{p(H) p(E \mid H)}{p(H) p(E \mid H) + p(\neg H) p(E \mid \neg H)} \\ &= \frac{p(H) p(E \mid H)}{p(E \cap H) + p(E \cap \neg H)} \\ &= \frac{p(H) p(E \mid H)}{p(E)} \end{aligned}$$

► On introduit alors le Théorème de Bayes :



# THÉORÈME DE BAYES

► On a donc

$$\begin{aligned} p(H | E) &= \frac{8}{8 + 20} \\ &= \frac{\frac{\cancel{10}}{210} \frac{80}{\cancel{100}}}{\frac{\cancel{10}}{210} \frac{80}{\cancel{100}} + \frac{200}{\cancel{210}} \frac{\cancel{10}}{\cancel{100}}} \\ &= \frac{p(H) p(E | H)}{p(H) p(E | H) + p(\neg H) p(E | \neg H)} \\ &= \frac{p(H) p(E | H)}{p(E \cap H) + p(E \cap \neg H)} \\ &= \frac{p(H) p(E | H)}{p(E)} \end{aligned}$$

► On retrouve alors le théorème de Bayes.

# THÉORÈME DE BAYES

► On a donc

$$\begin{aligned} p(H \mid E) &= \frac{8}{8 + 20} \\ &= \frac{\frac{\cancel{10}}{210} \frac{80}{\cancel{100}}}{\frac{\cancel{10}}{210} \frac{80}{\cancel{100}} + \frac{200}{\cancel{210}} \frac{\cancel{10}}{\cancel{100}}} \\ &= \frac{p(H) p(E \mid H)}{p(H) p(E \mid H) + p(\neg H) p(E \mid \neg H)} \\ &= \frac{p(H) p(E \mid H)}{p(E \cap H) + p(E \cap \neg H)} \\ &= \frac{p(H) p(E \mid H)}{p(E)} \end{aligned}$$

► On retrouve alors le théorème de Bayes.

# THÉORÈME DE BAYES

► On a donc

$$\begin{aligned} p(H | E) &= \frac{8}{8 + 20} \\ &= \frac{\frac{\cancel{10}}{210} \frac{80}{\cancel{100}}}{\frac{\cancel{10}}{210} \frac{80}{\cancel{100}} + \frac{200}{210} \frac{\cancel{10}}{\cancel{100}}} \\ &= \frac{p(H) p(E | H)}{p(H) p(E | H) + p(\neg H) p(E | \neg H)} \\ &= \frac{p(H) p(E | H)}{p(E \cap H) + p(E \cap \neg H)} \\ &= \frac{p(H) p(E | H)}{p(E)} \end{aligned}$$

► On retrouve alors le **théorème de Bayes**.

# MODÈLE PROBABILISTE

- Soient  $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_P)$  des variables explicatives et  $Y$  une variable réponse qualitative à valeurs dans  $C = \{c_1, \dots, c_K\}$ .
- Soit un train set

$$S = \{(x_i, y_i) \in \mathbb{R}^P \times C : i = 1, \dots, N\}.$$

# MODÈLE PROBABILISTE

- Soient  $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_P)$  des variables explicatives et  $Y$  une variable réponse qualitative à valeurs dans  $C = \{c_1, \dots, c_K\}$ .
- Soit un train set

$$S = \{(\mathbf{x}_i, y_i) \in \mathbb{R}^P \times C : i = 1, \dots, N\}.$$

# MODÈLE PROBABILISTE

- Le **modèle probabiliste** pour un classifieur consiste à calculer la probabilité conditionnelle, étant donné un point  $x$ , d'appartenir à chacune des classes  $c_k$ , i.e.

$$p(Y = c_k \mid \mathbf{X} = \mathbf{x}) \text{ pour tout } k = 1, \dots, K$$

- Ensuite, on associe  $x$  à la classe  $\hat{c}$  dont la probabilité conditionnelle est maximale, i.e.,

$$\hat{c} = \arg \max_{c_k \in C} p(Y = c_k \mid \mathbf{X} = \mathbf{x})$$

# MODÈLE PROBABILISTE

- ▶ Le **modèle probabiliste** pour un classifieur consiste à calculer la probabilité conditionnelle, étant donné un point  $x$ , d'appartenir à chacune des classes  $c_k$ , i.e.

$$p(Y = c_k \mid \mathbf{X} = \mathbf{x}) \text{ pour tout } k = 1, \dots, K$$

- ▶ Ensuite, on associe  $x$  à la classe  $\hat{c}$  dont la probabilité conditionnelle est maximale, i.e.,

$$\hat{c} = \arg \max_{c_k \in C} p(Y = c_k \mid \mathbf{X} = \mathbf{x})$$

# MODÈLE PROBABILISTE

- Pour un point  $\mathbf{x}$  on abrège  $p(Y = c_k \mid \mathbf{X} = \mathbf{x})$  par  $p(c_k \mid \mathbf{x})$ .
- Une application répétée de la règles des probabilités conditionnelles donne:

$$p(c_k, x_1, \dots, x_P) = p(x_1, \dots, x_P, c_k)$$

$$= p(c_k) p(x_1 \mid c_k) p(x_2 \mid c_k) \dots p(x_P \mid c_k)$$

$$= p(c_k) \prod_{p=1}^P p(x_p \mid c_k)$$

$$= p(c_k) \prod_{p=1}^P \frac{p(c_k, x_p)}{p(x_p)}$$

$$= p(c_k) \prod_{p=1}^P \frac{p(c_k, x_p)}{p(x_p)}$$

$$= p(c_k) \prod_{p=1}^P \frac{p(c_k, x_p)}{p(x_p)}$$

$$= p(c_k) \prod_{p=1}^P \frac{p(c_k, x_p)}{p(x_p)}$$

$$= p(c_k) \prod_{p=1}^P \frac{p(c_k, x_p)}{p(x_p)}$$

$$= p(c_k) \prod_{p=1}^P \frac{p(c_k, x_p)}{p(x_p)}$$



# MODÈLE PROBABILISTE

- Pour un point  $\mathbf{x}$  on abrège  $p(Y = c_k \mid \mathbf{X} = \mathbf{x})$  par  $p(c_k \mid \mathbf{x})$ .
- Une application répétée de la règles des probabilités conditionnelles donne:

$$\begin{aligned} p(c_k, x_1, \dots, x_P) &= p(x_1, \dots, x_P, c_k) \\ &= p(x_1 \mid x_2, \dots, x_P, c_k) p(x_2, \dots, x_P, c_k) \\ &= p(x_1 \mid x_2, \dots, x_P, c_k) \\ &\quad p(x_2 \mid x_3, \dots, x_P, c_k) p(x_3, \dots, x_P, c_k) \\ &= \dots \\ &= p(x_1 \mid x_2, \dots, x_P, c_k) \\ &\quad p(x_2 \mid x_3, \dots, x_P, c_k) \\ &\quad \dots \\ &\quad p(x_{P-1} \mid x_P, c_k) p(x_P \mid c_k) p(c_k) \end{aligned}$$

# MODÈLE PROBABILISTE

- Pour un point  $\mathbf{x}$  on abrège  $p(Y = c_k \mid \mathbf{X} = \mathbf{x})$  par  $p(c_k \mid \mathbf{x})$ .
- Une application répétée de la règles des probabilités conditionnelles donne:

$$\begin{aligned} p(c_k, x_1, \dots, x_P) &= p(x_1, \dots, x_P, c_k) \\ &= p(x_1 \mid x_2, \dots, x_P, c_k) p(x_2, \dots, x_P, c_k) \\ &= p(x_1 \mid x_2, \dots, x_P, c_k) \\ &\quad p(x_2 \mid x_3, \dots, x_P, c_k) p(x_3, \dots, x_P, c_k) \\ &= \dots \\ &= p(x_1 \mid x_2, \dots, x_P, c_k) \\ &\quad p(x_2 \mid x_3, \dots, x_P, c_k) \\ &\quad \dots \\ &\quad p(x_{P-1} \mid x_P, c_k) p(x_P \mid c_k) p(c_k) \end{aligned}$$

# MODÈLE PROBABILISTE

- Pour un point  $\mathbf{x}$  on abrège  $p(Y = c_k \mid \mathbf{X} = \mathbf{x})$  par  $p(c_k \mid \mathbf{x})$ .
- Une application répétée de la règles des probabilités conditionnelles donne:

$$\begin{aligned} p(c_k, x_1, \dots, x_P) &= p(x_1, \dots, x_P, c_k) \\ &= p(x_1 \mid x_2, \dots, x_P, c_k) p(x_2, \dots, x_P, c_k) \\ &= p(x_1 \mid x_2, \dots, x_P, c_k) \\ &\quad p(x_2 \mid x_3, \dots, x_P, c_k) p(x_3, \dots, x_P, c_k) \\ &= \dots \\ &= p(x_1 \mid x_2, \dots, x_P, c_k) \\ &\quad p(x_2 \mid x_3, \dots, x_P, c_k) \\ &\quad \dots \\ &\quad p(x_{P-1} \mid x_P, c_k) p(x_P \mid c_k) p(c_k) \end{aligned}$$

# MODÈLE PROBABILISTE

- Pour un point  $\mathbf{x}$  on abrège  $p(Y = c_k \mid \mathbf{X} = \mathbf{x})$  par  $p(c_k \mid \mathbf{x})$ .
- Une application répétée de la règles des probabilités conditionnelles donne:

$$\begin{aligned} p(c_k, x_1, \dots, x_P) &= p(x_1, \dots, x_P, c_k) \\ &= p(x_1 \mid x_2, \dots, x_P, c_k) p(x_2, \dots, x_P, c_k) \\ &= p(x_1 \mid x_2, \dots, x_P, c_k) \\ &\quad p(x_2 \mid x_3, \dots, x_P, c_k) p(x_3, \dots, x_P, c_k) \\ &= \dots \\ &= p(x_1 \mid x_2, \dots, x_P, c_k) \\ &\quad p(x_2 \mid x_3, \dots, x_P, c_k) \\ &\quad \dots \\ &\quad p(x_{P-1} \mid x_P, c_k) p(x_P \mid c_k) p(c_k) \end{aligned}$$

# MODÈLE PROBABILISTE

- Pour un point  $\mathbf{x}$  on abrège  $p(Y = c_k \mid \mathbf{X} = \mathbf{x})$  par  $p(c_k \mid \mathbf{x})$ .
- Une application répétée de la règles des probabilités conditionnelles donne:

$$\begin{aligned} p(c_k, x_1, \dots, x_P) &= p(x_1, \dots, x_P, c_k) \\ &= p(x_1 \mid x_2, \dots, x_P, c_k) p(x_2, \dots, x_P, c_k) \\ &= p(x_1 \mid x_2, \dots, x_P, c_k) \\ &\quad p(x_2 \mid x_3, \dots, x_P, c_k) p(x_3, \dots, x_P, c_k) \\ &= \dots \\ &= p(x_1 \mid x_2, \dots, x_P, c_k) \\ &\quad p(x_2 \mid x_3, \dots, x_P, c_k) \\ &\quad \dots \\ &\quad p(x_{P-1} \mid x_P, c_k) p(x_P \mid c_k) p(c_k) \end{aligned}$$

# MODÈLE PROBABILISTE

- Pour un point  $\mathbf{x}$  on abrège  $p(Y = c_k \mid \mathbf{X} = \mathbf{x})$  par  $p(c_k \mid \mathbf{x})$ .
- Une application répétée de la règles des probabilités conditionnelles donne:

$$\begin{aligned} p(c_k, x_1, \dots, x_P) &= p(x_1, \dots, x_P, c_k) \\ &= p(x_1 \mid x_2, \dots, x_P, c_k) p(x_2, \dots, x_P, c_k) \\ &= p(x_1 \mid x_2, \dots, x_P, c_k) \\ &\quad p(x_2 \mid x_3, \dots, x_P, c_k) p(x_3, \dots, x_P, c_k) \\ &= \dots \\ &= p(x_1 \mid x_2, \dots, x_P, c_k) \\ &\quad p(x_2 \mid x_3, \dots, x_P, c_k) \\ &\quad \dots \\ &\quad p(x_{P-1} \mid x_P, c_k) p(x_P \mid c_k) p(c_k) \end{aligned}$$

# HYPOTHÈSE NAÏVE

- ▶ On introduit l'hypothèse naïve d'*indépendance conditionnelle*: chaque  $X_i$  est indépendant des autres caractéristiques  $X_j$ , conditionnellement à  $Y$ , i.e.

$$p(x_j \mid x_{j+1}, \dots, x_P, c_k) = p(x_j \mid c_k)$$

- ▶ **Exemple:** Classification de fruits à partir de divers attributs (couleur, forme, etc.). L'hypothèse naïve dit:

$$\begin{aligned} p(X_1 = \text{rouge} \mid X_2 = \text{rond}, Y = \text{pomme}) \\ = p(X_1 = \text{rouge} \mid Y = \text{pomme}) \end{aligned}$$

# HYPOTHÈSE NAÏVE

- ▶ On introduit l'hypothèse naïve d'*indépendance conditionnelle*: chaque  $X_i$  est indépendant des autres caractéristiques  $X_j$ , conditionnellement à  $Y$ , i.e.

$$p(x_j \mid x_{j+1}, \dots, x_P, c_k) = p(x_j \mid c_k)$$

- ▶ **Exemple:** Classification de fruits à partir de divers attributs (couleur, forme, etc.). L'hypothèse naïve dit:

$$\begin{aligned} p(X_1 = \text{rouge} \mid X_2 = \text{rond}, Y = \text{pomme}) \\ = p(X_1 = \text{rouge} \mid Y = \text{pomme}) \end{aligned}$$



# HYPOTHÈSE NAÏVE

- En appliquant l'hypothèse naïve, on a:

$$p(c_k, x_1, \dots, x_P) = p(x_1 \mid x_2, \dots, x_P, c_k)$$

$$p(x_2 \mid x_3, \dots, x_P, c_k)$$

...

$$p(x_{n-1} \mid x_P, c_k) p(x_P \mid c_k) p(c_k)$$

$$= p(x_1 \mid c_k) p(x_2 \mid c_k) p(x_3 \mid c_k) \cdots p(c_k)$$

$$= p(c_k) \prod_{j=1}^P p(x_j \mid c_k) \quad (1)$$

# HYPOTHÈSE NAÏVE

- En appliquant l'hypothèse naïve, on a:

$$p(c_k, x_1, \dots, x_P) = p(x_1 \mid x_2, \dots, x_P, c_k)$$

$$p(x_2 \mid x_3, \dots, x_P, c_k)$$

...

$$p(x_{n-1} \mid x_P, c_k) p(x_P \mid c_k) p(c_k)$$

$$= p(x_1 \mid c_k) p(x_2 \mid c_k) p(x_3 \mid c_k) \cdots p(c_k)$$

$$= p(c_k) \prod_{j=1}^P p(x_j \mid c_k) \quad (1)$$

# HYPOTHÈSE NAÏVE

- En appliquant l'hypothèse naïve, on a:

$$p(c_k, x_1, \dots, x_P) = p(x_1 \mid x_2, \dots, x_P, c_k)$$

$$p(x_2 \mid x_3, \dots, x_P, c_k)$$

...

$$p(x_{n-1} \mid x_P, c_k) p(x_P \mid c_k) p(c_k)$$

$$= p(x_1 \mid c_k) p(x_2 \mid c_k) p(x_3 \mid c_k) \cdots p(c_k)$$

$$= p(c_k) \prod_{j=1}^P p(x_j \mid c_k) \quad (1)$$

# HYPOTHÈSE NAÏVE

- En appliquant l'hypothèse naïve, on a:

$$\begin{aligned} p(c_k, x_1, \dots, x_P) &= p(x_1 \mid x_2, \dots, x_P, c_k) \\ &\quad p(x_2 \mid x_3, \dots, x_P, c_k) \\ &\quad \dots \\ &\quad p(x_{n-1} \mid x_P, c_k) p(x_P \mid c_k) p(c_k) \\ &= p(x_1 \mid c_k) p(x_2 \mid c_k) p(x_3 \mid c_k) \cdots p(c_k) \\ &= p(c_k) \prod_{j=1}^P p(x_j \mid c_k) \end{aligned} \tag{1}$$

# NAIVE BAYES CLASSIFIER

- Par le théorème de Bayes et l'équation (1), on a finalement:

$$p(c_k | x_1, \dots, x_P) = \frac{p(c_k, x_1, \dots, x_P)}{p(x_1, \dots, x_P)} = \frac{p(c_k) \prod_{j=1}^P p(x_j | c_k)}{p(x_1, \dots, x_P)}$$

- En résumé, la formule d'un naive Bayes classifier est:

$$p(c_k | \mathbf{x}) = \frac{1}{p(\mathbf{x})} p(c_k) \prod_{j=1}^P p(x_j | c_k) \propto p(c_k) \prod_{j=1}^P p(x_j | c_k)$$

- Ainsi, la **prédiction**  $\hat{c}$  du classifieur est donnée par

$$\hat{c} = \arg \max_{c_k \in C} p(c_k | \mathbf{x}) = \arg \max_{c_k \in C} p(c_k) \prod_{j=1}^P p(x_j | c_k)$$

# NAIVE BAYES CLASSIFIER

- ▶ Par le théorème de Bayes et l'équation (1), on a finalement:

$$p(c_k | x_1, \dots, x_P) = \frac{p(c_k, x_1, \dots, x_P)}{p(x_1, \dots, x_P)} = \frac{p(c_k) \prod_{j=1}^P p(x_j | c_k)}{p(x_1, \dots, x_P)}$$

- ▶ En résumé, la formule d'un **naive Bayes classifieur** est:

$$p(c_k | \mathbf{x}) = \frac{1}{p(\mathbf{x})} p(c_k) \prod_{j=1}^P p(x_j | c_k) \propto p(c_k) \prod_{j=1}^P p(x_j | c_k)$$

- ▶ Ainsi, la **prédiction**  $\hat{c}$  du classifieur est donnée par

$$\hat{c} = \arg \max_{c_k \in C} p(c_k | \mathbf{x}) = \arg \max_{c_k \in C} p(c_k) \prod_{j=1}^P p(x_j | c_k)$$

# NAIVE BAYES CLASSIFIER

- ▶ Par le théorème de Bayes et l'équation (1), on a finalement:

$$p(c_k | x_1, \dots, x_P) = \frac{p(c_k, x_1, \dots, x_P)}{p(x_1, \dots, x_P)} = \frac{p(c_k) \prod_{j=1}^P p(x_j | c_k)}{p(x_1, \dots, x_P)}$$

- ▶ En résumé, la formule d'un **naive Bayes classifieur** est:

$$p(c_k | \mathbf{x}) = \frac{1}{p(\mathbf{x})} p(c_k) \prod_{j=1}^P p(x_j | c_k) \propto p(c_k) \prod_{j=1}^P p(x_j | c_k)$$

- ▶ Ainsi, la **prédiction**  $\hat{c}$  du classifieur est donnée par

$$\hat{c} = \arg \max_{c_k \in C} p(c_k | \mathbf{x}) = \arg \max_{c_k \in C} p(c_k) \prod_{j=1}^P p(x_j | c_k)$$

# ESTIMATION DES PARAMÈTRES

- ▶ On a donc:

$$p(c_k | \mathbf{x}) = \frac{1}{p(\mathbf{x})} p(c_k) \prod_{j=1}^P p(x_j | c_k) \propto p(c_k) \prod_{j=1}^P p(x_j | c_k)$$

- ▶ Grâce au théorème de Bayes et à notre hypothèse naïve, on a pu exprimer la probabilité conditionnelle  $p(c_k | \mathbf{x})$  à partir de  $p(c_k)$  et des probabilités conditionnelles “inverses”  $p(x_j | c_k)$ .
- ▶ Mais que valent  $p(c_k)$  et  $p(x_j | c_k)$ ? Comment estimer  $p(c_k)$  et  $p(x_j | c_k)$  à partir des data?



# ESTIMATION DES PARAMÈTRES

- ▶ On a donc:

$$p(c_k | \mathbf{x}) = \frac{1}{p(\mathbf{x})} p(c_k) \prod_{j=1}^P p(x_j | c_k) \propto p(c_k) \prod_{j=1}^P p(x_j | c_k)$$

- ▶ Grâce au théorème de Bayes et à notre hypothèse naïve, on a pu exprimer la probabilité conditionnelle  $p(c_k | \mathbf{x})$  à partir de  $p(c_k)$  et des probabilités conditionnelles “inverses”  $p(x_j | c_k)$ .
- ▶ Mais que valent  $p(c_k)$  et  $p(x_j | c_k)$ ? Comment estimer  $p(c_k)$  et  $p(x_j | c_k)$  à partir des data?

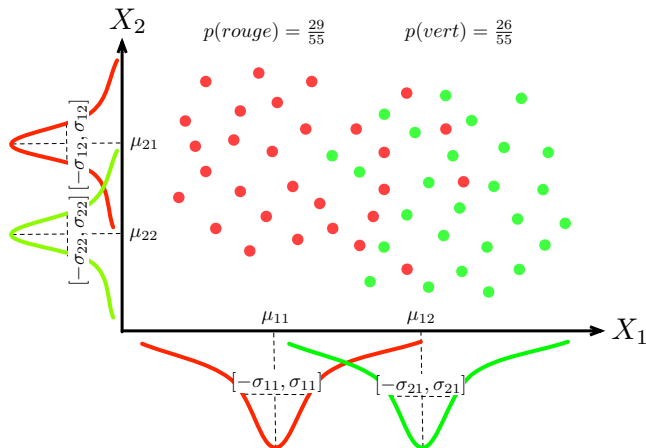
# ESTIMATION DES PARAMÈTRES

- ▶ On a donc:

$$p(c_k | \mathbf{x}) = \frac{1}{p(\mathbf{x})} p(c_k) \prod_{j=1}^P p(x_j | c_k) \propto p(c_k) \prod_{j=1}^P p(x_j | c_k)$$

- ▶ Grâce au théorème de Bayes et à notre hypothèse naïve, on a pu exprimer la probabilité conditionnelle  $p(c_k | \mathbf{x})$  à partir de  $p(c_k)$  et des probabilités conditionnelles “inverses”  $p(x_j | c_k)$ .
- ▶ Mais que valent  $p(c_k)$  et  $p(x_j | c_k)$ ? Comment estimer  $p(c_k)$  et  $p(x_j | c_k)$  à partir des data?

# ESTIMATION DES PRIORS $p(c_k)$ ET DES PROBABILITÉS CONDITIONNELLES $p(x_j | c_k)$



# ESTIMATION DES PRIORS

- ▶ **Estimation des “class priors”:** l'estimation des  $p(Y = c_k) = p(c_k)$  pour  $k = 1, \dots, K$  à partir des data est simple.
- ▶ Soit on suppose que toutes les  $K$  classes  $c_1, \dots, c_K$  sont équiprobables, auquel cas on a:

$$p(c_k) = \frac{1}{K} \text{ , pour tout } k = 1, \dots, K.$$

- ▶ Ou alors on estime  $p(c_k)$  comme la proportion d'éléments du train set  $S$  qui sont de la classe  $c_k$ , i.e.

$$p(c_k) = \frac{|S_k|}{N} \text{ , pour tout } k = 1, \dots, K.$$

où  $S_k$  est le sous-dataset de  $S$  formé des éléments de classe  $c_k$ .

# ESTIMATION DES PRIORS

- ▶ **Estimation des “class priors”**: l'estimation des  $p(Y = c_k) = p(c_k)$  pour  $k = 1, \dots, K$  à partir des data est simple.
- ▶ Soit on suppose que toutes les  $K$  classes  $c_1, \dots, c_K$  sont équiprobables, auquel cas on a:

$$p(c_k) = \frac{1}{K} \text{ , pour tout } k = 1, \dots, K.$$

- ▶ Ou alors on estime  $p(c_k)$  comme la proportion d'éléments du train set  $S$  qui sont de la classe  $c_k$ , i.e.

$$p(c_k) = \frac{|S_k|}{N} \text{ , pour tout } k = 1, \dots, K.$$

où  $S_k$  est le sous-dataset de  $S$  formé des éléments de classe  $c_k$ .

# ESTIMATION DES PRIORS

- ▶ **Estimation des “class priors”:** l'estimation des  $p(Y = c_k) = p(c_k)$  pour  $k = 1, \dots, K$  à partir des data est simple.
- ▶ Soit on suppose que toutes les  $K$  classes  $c_1, \dots, c_K$  sont équiprobables, auquel cas on a:

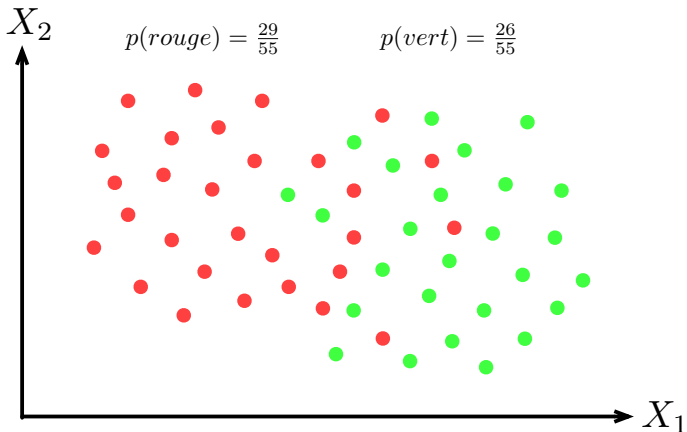
$$p(c_k) = \frac{1}{K} \text{ , pour tout } k = 1, \dots, K.$$

- ▶ Ou alors on estime  $p(c_k)$  comme la proportion d'éléments du train set  $S$  qui sont de la classe  $c_k$ , i.e.

$$p(c_k) = \frac{|S_k|}{N} \text{ , pour tout } k = 1, \dots, K.$$

où  $S_k$  est le sous-dataset de  $S$  formé des éléments de classe  $c_k$ .

## ESTIMATION DES PRIORS



# GAUSSIAN NAIVE BAYES CLASSIFIER

- ▶ **Estimation des “feature distributions”**: l'estimation des  $p(X_j = x_j \mid Y = c_k) = p(x_j \mid c_k)$  pour  $j = 1, \dots, p$  et  $k = 1, \dots, K$  à partir des data diffère selon la nature des data.
- ▶ Si les features  $X_i$  sont *continues*, on suppose généralement que chaque  $p(X_j \mid Y = c_k)$  suit une *loi normale*, i.e.

$$p(X_j = x_j \mid Y = c_k) \sim \mathcal{N}(\mu_{jk}, \sigma_{jk}^2)$$

- ▶ On obtient alors un **Gaussian naive Bayes classifier**.



# GAUSSIAN NAIVE BAYES CLASSIFIER

- ▶ **Estimation des “feature distributions”**: l'estimation des  $p(X_j = x_j \mid Y = c_k) = p(x_j \mid c_k)$  pour  $j = 1, \dots, p$  et  $k = 1, \dots, K$  à partir des data diffère selon la nature des data.
- ▶ Si les features  $X_i$  sont *continues*, on suppose généralement que chaque  $p(X_j \mid Y = c_k)$  suit une *loi normale*, i.e.

$$p(X_j = \mathbf{x}_j \mid Y = c_k) \sim \mathcal{N}(\mu_{jk}, \sigma_{jk}^2)$$

- ▶ On obtient alors un **Gaussian naive Bayes classifier**.

# GAUSSIAN NAIVE BAYES CLASSIFIER

- ▶ **Estimation des “feature distributions”**: l'estimation des  $p(X_j = x_j \mid Y = c_k) = p(x_j \mid c_k)$  pour  $j = 1, \dots, p$  et  $k = 1, \dots, K$  à partir des data diffère selon la nature des data.
- ▶ Si les features  $X_i$  sont *continues*, on suppose généralement que chaque  $p(X_j \mid Y = c_k)$  suit une *loi normale*, i.e.

$$p(X_j = x_j \mid Y = c_k) \sim \mathcal{N}(\mu_{jk}, \sigma_{jk}^2)$$

- ▶ On obtient alors un **Gaussian naive Bayes classifier**.

# GAUSSIAN NAIVE BAYES CLASSIFIER

- Pour tout  $j = 1, \dots, p$  et pour tout  $k = 1, \dots, K$ , on estime la moyenne  $\mu_{jk}$  et la variance  $\sigma_{jk}^2$  par

$$\mu_{jk} = \frac{1}{|S_k|} \sum_{(\mathbf{x}, y) \in S_k} x_j \quad \text{et} \quad \sigma_{jk}^2 = \frac{1}{(|S_k| - 1)} \sum_{(\mathbf{x}, y) \in S_k} (x_j - \mu_{jk})^2$$

où  $S_k$  est le sous-dataset de  $S$  formé des éléments qui sont de classe  $c_k$ .

- On a donc  $2PK$  paramètres (c'est peu !).

# GAUSSIAN NAIVE BAYES CLASSIFIER

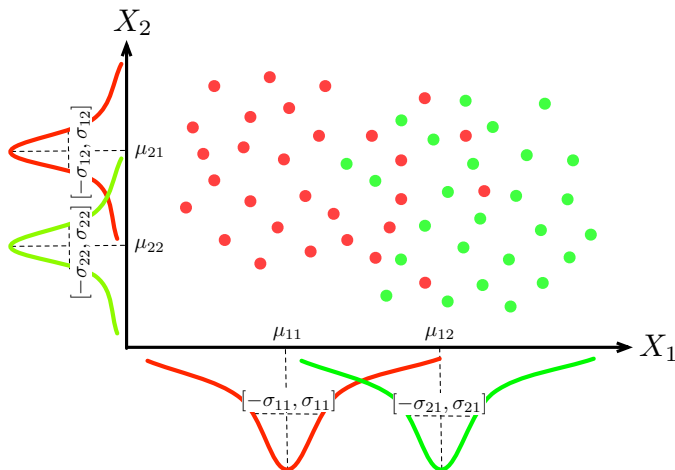
- Pour tout  $j = 1, \dots, p$  et pour tout  $k = 1, \dots, K$ , on estime la moyenne  $\mu_{jk}$  et la variance  $\sigma_{jk}^2$  par

$$\mu_{jk} = \frac{1}{|S_k|} \sum_{(\mathbf{x}, y) \in S_k} x_j \quad \text{et} \quad \sigma_{jk}^2 = \frac{1}{(|S_k| - 1)} \sum_{(\mathbf{x}, y) \in S_k} (x_j - \mu_{jk})^2$$

où  $S_k$  est le sous-dataset de  $S$  formé des éléments qui sont de classe  $c_k$ .

- On a donc  $2PK$  paramètres (c'est peu !).

## GAUSSIAN NAIVE BAYES CLASSIFIER



## GAUSSIAN NAIVE BAYES CLASSIFIER

- Ensuite, puisque  $p(X_j = \mathbf{x}_j \mid c_k) \sim \mathcal{N}(\mu_{jk}, \sigma_{jk}^2)$ , on a

$$p(\mathbf{x}_j \mid c_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{jk}^2}} e^{-\frac{(\mathbf{x}_j - \mu_{jk})^2}{2\sigma_{jk}^2}}$$

- Ainsi, pour tout point  $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_P)$  et toute classe  $c_k$ , nous avons tout ce qu'il faut pour calculer les formules du naive Bayes classifier:

$$p(c_k \mid \mathbf{x}) \propto p(c_k) \prod_{j=1}^P p(x_j \mid c_k)$$

$$\hat{c} = \arg \max_{c_k \in C} p(c_k) \prod_{j=1}^P p(x_j \mid c_k)$$

# GAUSSIAN NAIVE BAYES CLASSIFIER

- Ensuite, puisque  $p(X_j = \mathbf{x}_j \mid c_k) \sim \mathcal{N}(\mu_{jk}, \sigma_{jk}^2)$ , on a

$$p(\mathbf{x}_j \mid c_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{jk}^2}} e^{-\frac{(\mathbf{x}_j - \mu_{jk})^2}{2\sigma_{jk}^2}}$$

- Ainsi, pour tout point  $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_P)$  et toute classe  $c_k$ , nous avons tout ce qu'il faut pour calculer les formules du naive Bayes classifier:

$$p(c_k \mid \mathbf{x}) \propto p(c_k) \prod_{j=1}^P p(x_j \mid c_k)$$

$$\hat{c} = \arg \max_{c_k \in C} p(c_k) \prod_{j=1}^P p(x_j \mid c_k)$$

# MULTINOMIAL NAIVE BAYES CLASSIFIER

- ▶ Si les features  $X_i$  sont *discrètes*, on suppose généralement que le vecteur de features  $p(\mathbf{X} \mid Y = c_k)$  (et non chaque feature individuelle) suit une *loi multinomiale*, i.e.

$$p(\mathbf{X} = \mathbf{x} \mid Y = c_k) \sim \text{Multinomial}(\pi_{1k}, \dots, \pi_{Pk})$$

où  $\pi_{jk}$  représente la probabilité que le  $j$ -ième évènement apparaisse dans la classe  $c_k$ .

- ▶ On obtient alors un multinomial naive Bayes classifier.



# MULTINOMIAL NAIVE BAYES CLASSIFIER

- ▶ Si les features  $X_i$  sont *discrètes*, on suppose généralement que le vecteur de features  $p(\mathbf{X} \mid Y = c_k)$  (et non chaque feature individuelle) suit une *loi multinomiale*, i.e.

$$p(\mathbf{X} = \mathbf{x} \mid Y = c_k) \sim \text{Multinomial}(\pi_{1k}, \dots, \pi_{Pk})$$

où  $\pi_{jk}$  représente la probabilité que le  $j$ -ième évènement apparaisse dans la classe  $c_k$ .

- ▶ On obtient alors un **multinomial naive Bayes classifier**.

# MULTINOMIAL NAIVE BAYES CLASSIFIER

- Pour tout  $j = 1, \dots, p$  et pour tout  $k = 1, \dots, K$ , on estime la probabilité  $\pi_{jk}$  par

$$\pi_{jk} = \frac{\sum_{\mathbf{x} \in S_k} x_j}{\sum_{j'=1}^P \sum_{\mathbf{x} \in S_k} x_{j'}}$$

où  $S_k$  est le sous-dataset de  $S$  formé des éléments qui sont de classe  $c_k$ .

- On a donc  $PK$  paramètres (c'est peu !).

# MULTINOMIAL NAIVE BAYES CLASSIFIER

- Pour tout  $j = 1, \dots, p$  et pour tout  $k = 1, \dots, K$ , on estime la probabilité  $\pi_{jk}$  par

$$\pi_{jk} = \frac{\sum_{\mathbf{x} \in S_k} x_j}{\sum_{j'=1}^P \sum_{\mathbf{x} \in S_k} x_{j'}}$$

où  $S_k$  est le sous-dataset de  $S$  formé des éléments qui sont de classe  $c_k$ .

- On a donc  $PK$  paramètres (c'est peu !).

# MULTINOMIAL NAIVE BAYES CLASSIFIER

- Ensuite, puisque  $p(\mathbf{X} = \mathbf{x} \mid c_k) \sim \text{Multinomial}(\pi_{1k}, \dots, \pi_{Pk})$ , on a

$$p(\mathbf{x} \mid c_k) = \left( \frac{\sum_{j=1}^P x_j!}{x_1! \dots x_P!} \right) \pi_{1k}^{x_1} \dots \pi_{Pk}^{x_P}$$

- Ainsi, pour tout point  $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_P)$  et toute classe  $c_k$ , nous avons tout ce qu'il faut pour calculer les formules du naive Bayes classifier:

$$p(c_k \mid \mathbf{x}) \propto p(c_k) \prod_{j=1}^P p(x_j \mid c_k)$$

$$\hat{c} = \arg \max_{c_k \in C} p(c_k) \prod_{j=1}^P p(x_j \mid c_k)$$

# MULTINOMIAL NAIVE BAYES CLASSIFIER

- Ensuite, puisque  $p(\mathbf{X} = \mathbf{x} \mid c_k) \sim \text{Multinomial}(\pi_{1k}, \dots, \pi_{Pk})$ , on a

$$p(\mathbf{x} \mid c_k) = \left( \frac{\sum_{j=1}^P \mathbf{x}_j!}{\mathbf{x}_1! \dots \mathbf{x}_P!} \right) \pi_{1k}^{\mathbf{x}_1} \dots \pi_{Pk}^{\mathbf{x}_P}$$

- Ainsi, pour tout point  $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_P)$  et toute classe  $c_k$ , nous avons tout ce qu'il faut pour calculer les formules du naive Bayes classifier:

$$p(c_k \mid \mathbf{x}) \propto p(c_k) \prod_{j=1}^P p(x_j \mid c_k)$$

$$\hat{c} = \arg \max_{c_k \in C} p(c_k) \prod_{j=1}^P p(x_j \mid c_k)$$

# BIBLIOGRAPHIE



[3Blue1Brown.](#)

Bayes theorem, the geometry of changing beliefs.



[James, G., Witten, D., Hastie, T., and Tibshirani, R. \(2013\).](#)

*An Introduction to Statistical Learning: with Applications in R*, volume 103 of *Springer Texts in Statistics*.

Springer, New York.



[Wikipedia contributors \(2023\).](#)

Naive bayes classifier — Wikipedia, the free encyclopedia.