

Apprentissage automatique

Formulation probabiliste - loi marginale d'une gaussienne

LOI DE PROBABILITÉ GAUSSIENNE

Sujets: loi gaussienne multidimensionnelle

RAPPEL

- La version multidimensionnelle a une forme similaire

$$p(\mathbf{x}) = \mathcal{N}(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2}} \frac{1}{|\boldsymbol{\Sigma}|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \underbrace{(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})}_{\Delta^2} \right\}$$

distance de Mahalanobis

- paramétrée par sa moyenne $\boldsymbol{\mu}$ et sa matrice de covariance $\boldsymbol{\Sigma}$

$$\mathbb{E}[\mathbf{x}] = \boldsymbol{\mu} \quad \text{COV}[\mathbf{x}] = \boldsymbol{\Sigma}$$

- $\boldsymbol{\Sigma}$ permet de représenter des dépendances entre les éléments de \mathbf{x}

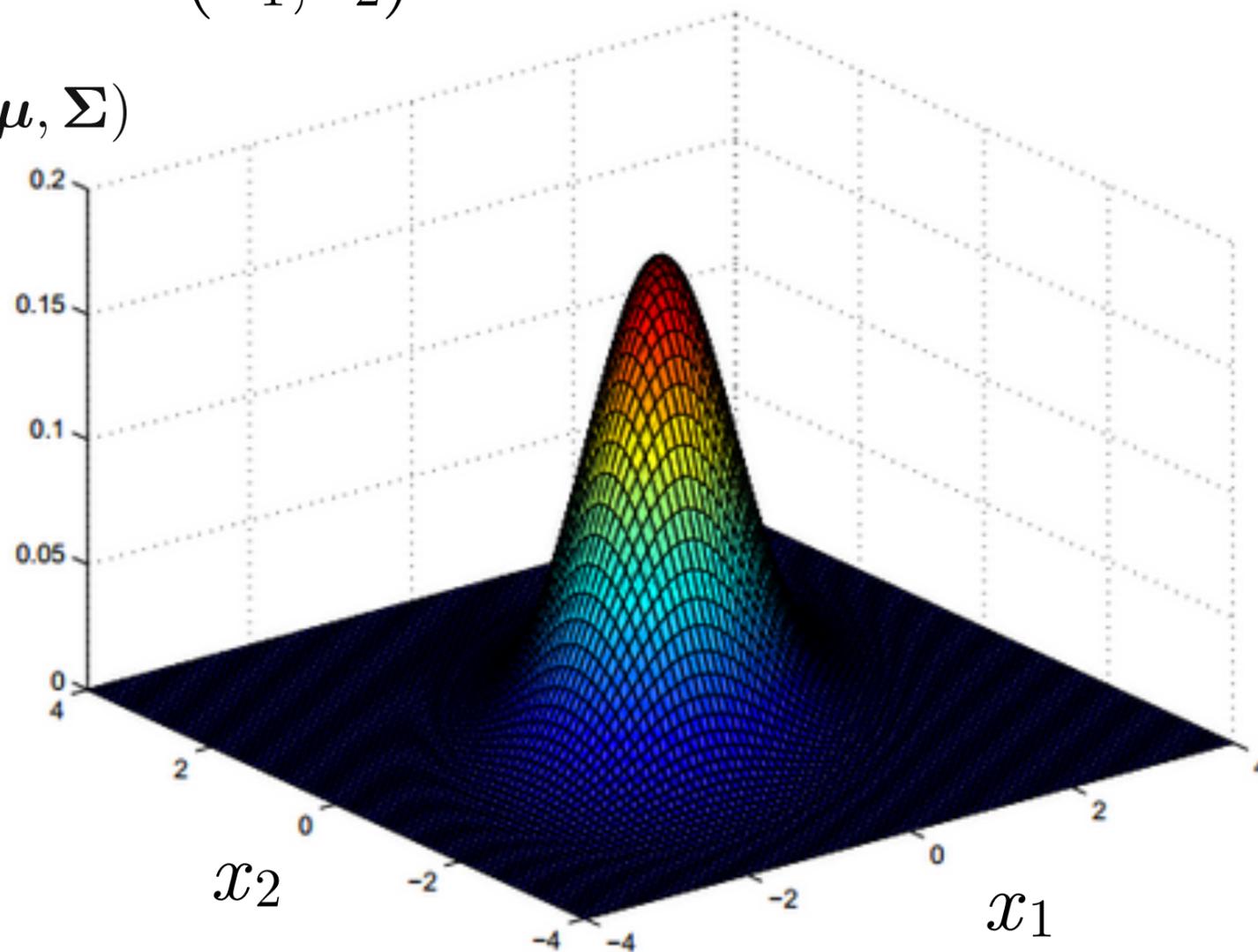
LOI DE PROBABILITÉ GAUSSIENNE

Sujets: loi gaussienne multidimensionnelle

RAPPEL

- Exemple : $\mathbf{x} = (x_1, x_2)$

$$\mathcal{N}(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$$



THÉORIE DES PROBABILITÉS

Sujets: fonction de densité marginale et conditionnelle

RAPPEL

• Soit X et Y deux **variables aléatoires continues**

▸ la **fonction de densité marginale** s'obtient en intégrant l'autre variable :

$$p(x) = \int p(x, y) dy$$

▸ la **fonction de densité conditionnelle** s'obtient en divisant par la marginale :

$$p(y|x) = \frac{p(x, y)}{p(x)}$$

THÉORIE DES PROBABILITÉS

Sujets: fonction de densité marginale et conditionnelle

RAPPEL

• Soit X et Y deux **variables aléatoires continues**

▸ la **fonction de densité marginale** s'obtient en intégrant l'autre variable :

$$p(x) = \int p(x, y) dy$$

▸ la **fonction de densité conditionnelle** s'obtient en divisant par la marginale :

$$p(y|x) = \frac{p(x, y)}{p(x)}$$

LOI DE PROBABILITÉ GAUSSIENNE

Sujets: loi marginale d'une gaussienne

- Soit $\mathbf{x} = (\mathbf{x}_a, \mathbf{x}_b)^T$ une variable aléatoire gaussienne, de moyenne et matrice de covariance

$$\boldsymbol{\mu} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\mu}_a \\ \boldsymbol{\mu}_b \end{pmatrix} \quad \boldsymbol{\Sigma} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\Sigma}_{aa} & \boldsymbol{\Sigma}_{ab} \\ \boldsymbol{\Sigma}_{ba} & \boldsymbol{\Sigma}_{bb} \end{pmatrix}$$

- La **loi marginale** $p(\mathbf{x}_a) = \int p(\mathbf{x}_a, \mathbf{x}_b) d\mathbf{x}_b$ est également gaussienne et est égale à

$$p(\mathbf{x}_a) = \mathcal{N}(\mathbf{x}_a | \boldsymbol{\mu}_a, \boldsymbol{\Sigma}_{aa})$$

LOI DE PROBABILITÉ GAUSSIENNE

Sujets: loi marginale d'une gaussienne

- Soit $\mathbf{x} = (\mathbf{x}_a, \mathbf{x}_b)^T$ une variable aléatoire gaussienne, de moyenne et matrice de covariance

$$\boldsymbol{\mu} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\mu}_a \\ \boldsymbol{\mu}_b \end{pmatrix} \quad \boldsymbol{\Sigma} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\Sigma}_{aa} & \boldsymbol{\Sigma}_{ab} \\ \boldsymbol{\Sigma}_{ba} & \boldsymbol{\Sigma}_{bb} \end{pmatrix}$$

The diagram shows three orange arrows pointing from the elements of the covariance matrix $\boldsymbol{\Sigma}$ to their corresponding covariance terms: $\boldsymbol{\Sigma}_{aa}$ points to $\text{COV}[\mathbf{x}_a]$, $\boldsymbol{\Sigma}_{ab}$ points to $\text{COV}[\mathbf{x}_a, \mathbf{x}_b]$, and $\boldsymbol{\Sigma}_{bb}$ points to $\text{COV}[\mathbf{x}_b]$.

- La **loi marginale** $p(\mathbf{x}_a) = \int p(\mathbf{x}_a, \mathbf{x}_b) d\mathbf{x}_b$ est également gaussienne et est égale à

$$p(\mathbf{x}_a) = \mathcal{N}(\mathbf{x}_a | \boldsymbol{\mu}_a, \boldsymbol{\Sigma}_{aa})$$

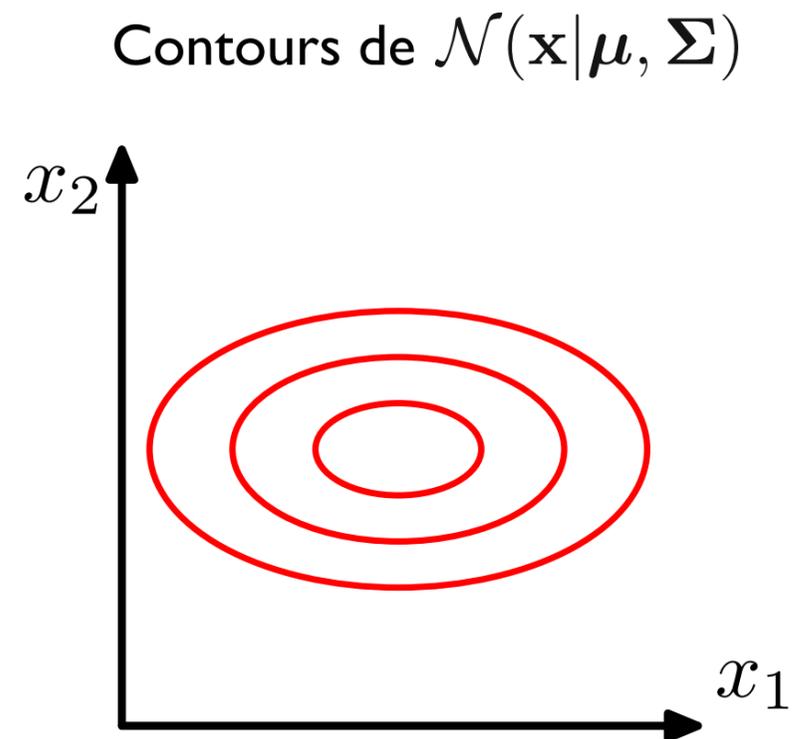
LOI DE PROBABILITÉ GAUSSIENNE

Sujets: loi gaussienne multidimensionnelle

RAPPEL

- Exemple : $\mathbf{x} = (x_1, x_2)$

$$\Sigma = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$



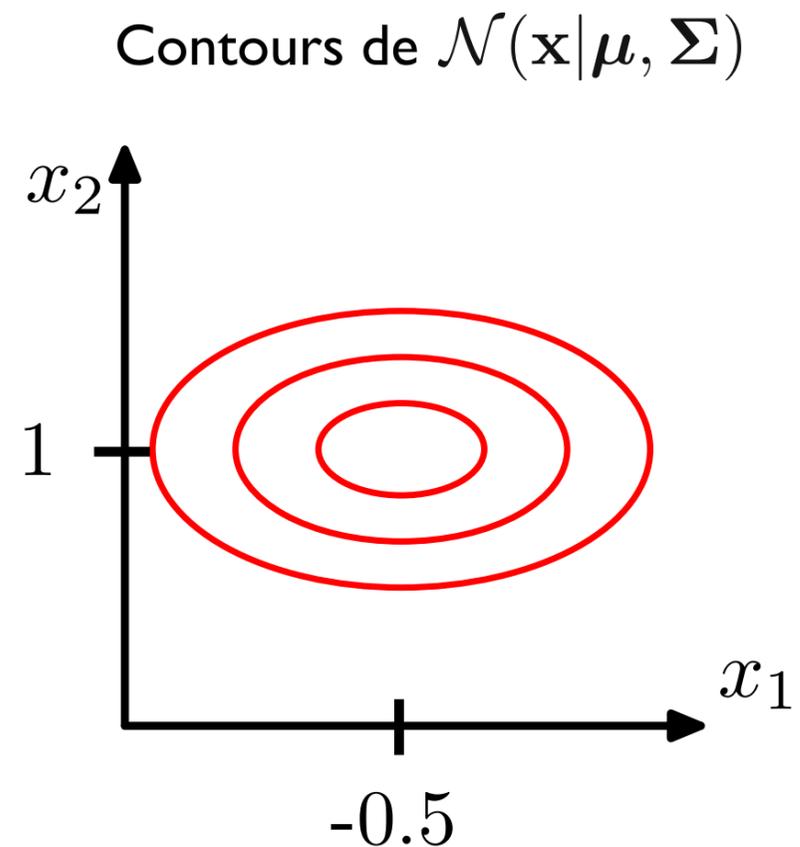
LOI DE PROBABILITÉ GAUSSIENNE

Sujets: loi gaussienne multidimensionnelle

RAPPEL

- Exemple : $\mathbf{x} = (x_1, x_2)$

$$\Sigma = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$



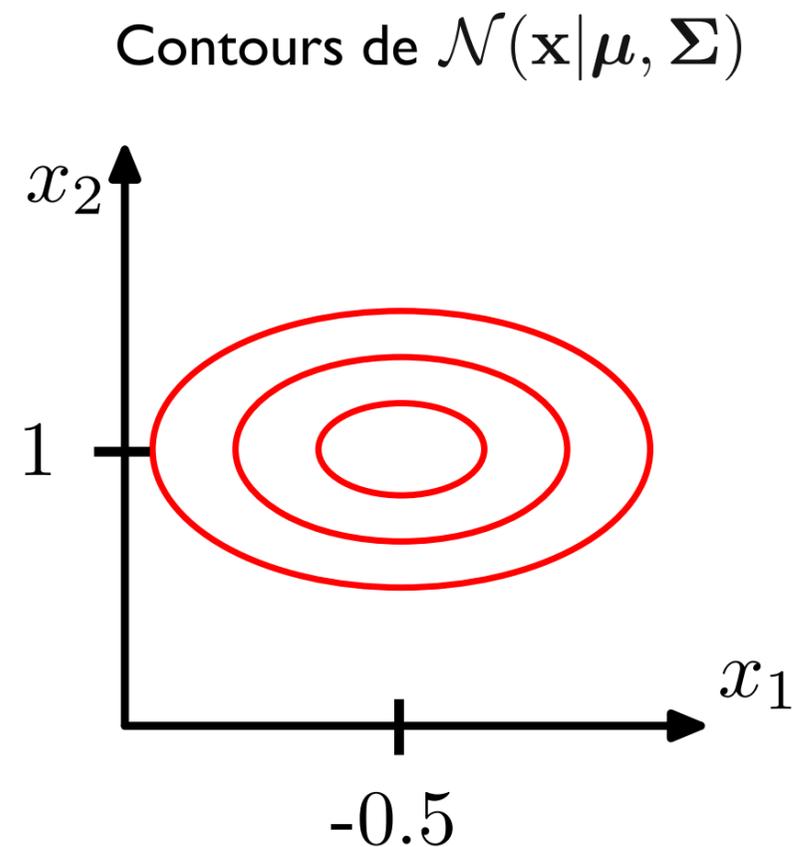
LOI DE PROBABILITÉ GAUSSIENNE

Sujets: loi gaussienne multidimensionnelle

RAPPEL

- Exemple : $\mathbf{x} = (x_1, x_2)$

$$\Sigma = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$



$$p(x_1) = \mathcal{N}(x_1 | -0.5, 2)$$

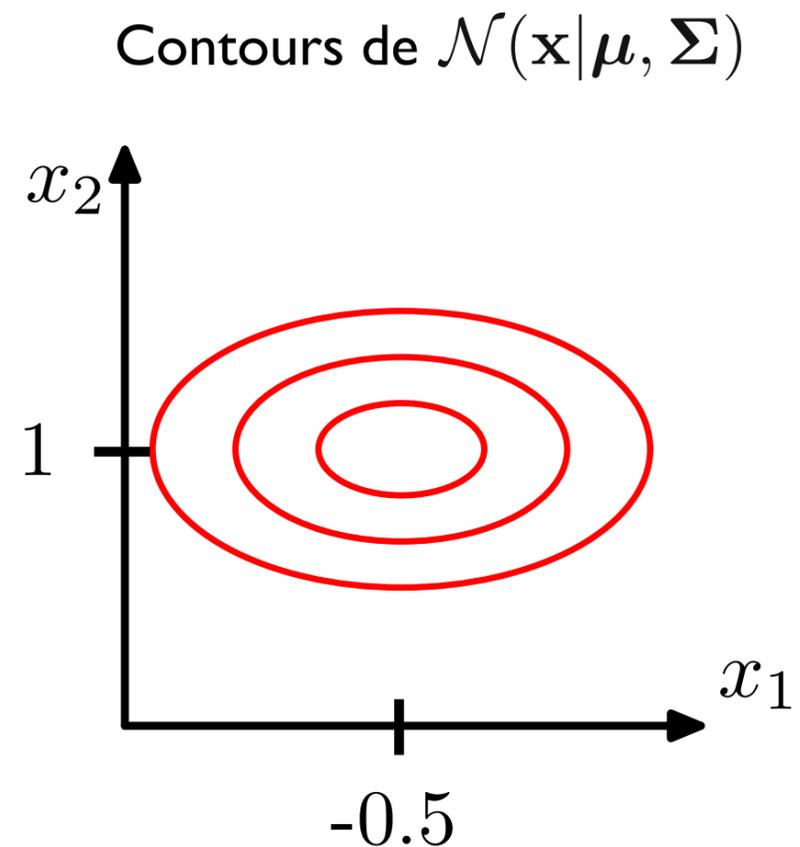
LOI DE PROBABILITÉ GAUSSIENNE

Sujets: loi gaussienne multidimensionnelle

RAPPEL

- Exemple : $\mathbf{x} = (x_1, x_2)$

$$\Sigma = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$



$$p(x_1) = \mathcal{N}(x_1 | -0.5, 2)$$

$$p(x_2) = \mathcal{N}(x_2 | 1, 1)$$

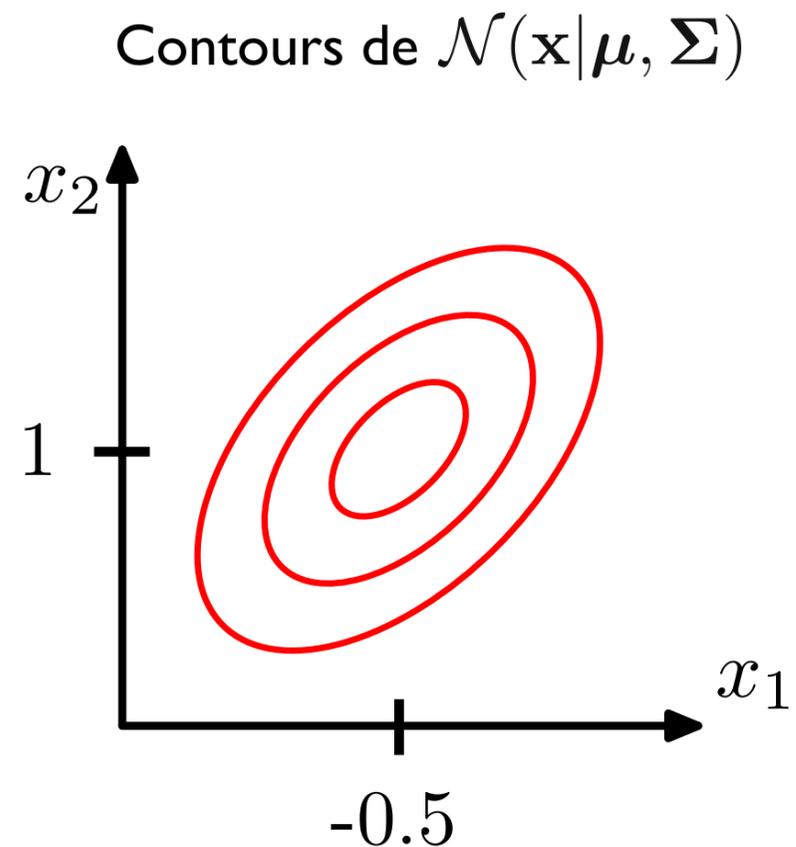
LOI DE PROBABILITÉ GAUSSIENNE

Sujets: loi gaussienne multidimensionnelle

RAPPEL

- Exemple : $\mathbf{x} = (x_1, x_2)$

$$\Sigma = \begin{pmatrix} 1.5 & 0.5 \\ 0.5 & 1.5 \end{pmatrix}$$



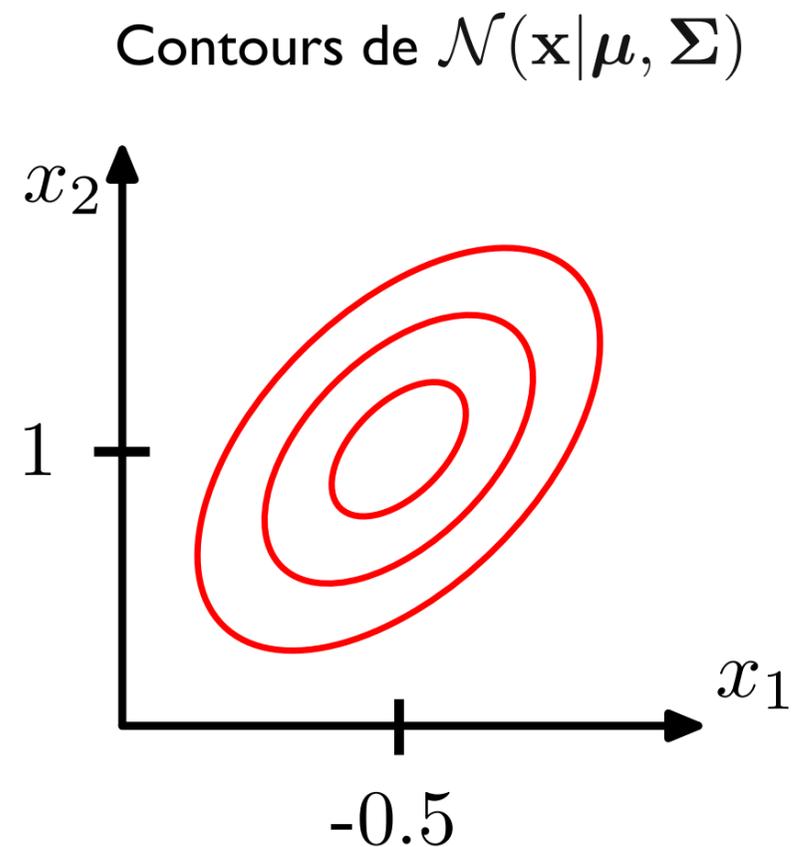
LOI DE PROBABILITÉ GAUSSIENNE

Sujets: loi gaussienne multidimensionnelle

RAPPEL

- Exemple : $\mathbf{x} = (x_1, x_2)$

$$\Sigma = \begin{pmatrix} 1.5 & 0.5 \\ 0.5 & 1.5 \end{pmatrix}$$



$$p(x_1) = \mathcal{N}(x_1 | -0.5, 1.5)$$

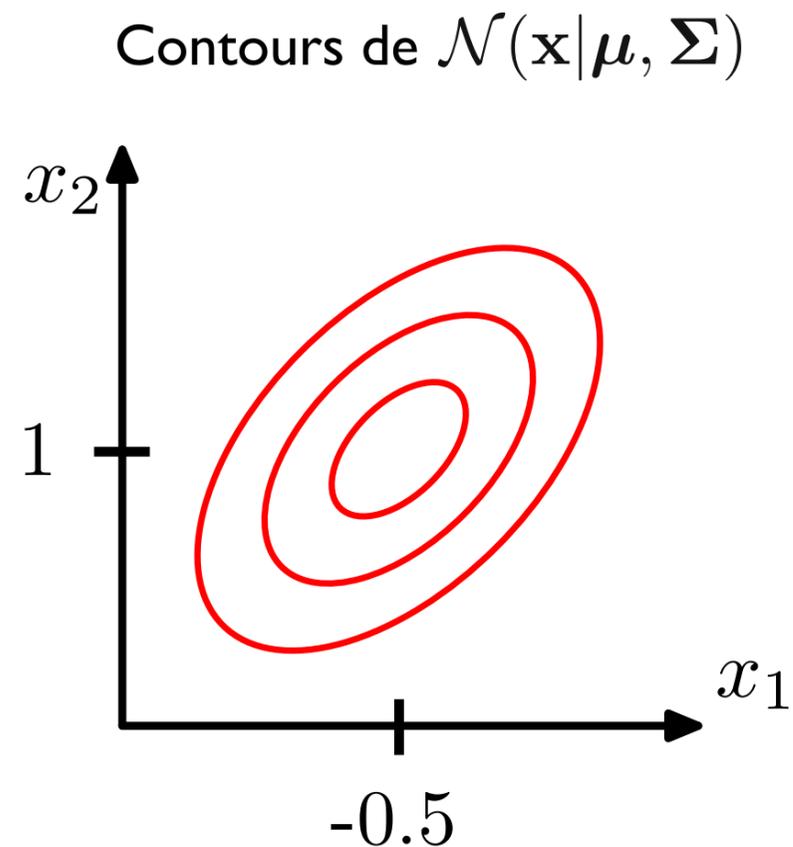
LOI DE PROBABILITÉ GAUSSIENNE

Sujets: loi gaussienne multidimensionnelle

RAPPEL

- Exemple : $\mathbf{x} = (x_1, x_2)$

$$\Sigma = \begin{pmatrix} 1.5 & 0.5 \\ 0.5 & 1.5 \end{pmatrix}$$



$$p(x_1) = \mathcal{N}(x_1 | -0.5, 1.5)$$

$$p(x_2) = \mathcal{N}(x_2 | 1, 1.5)$$

Apprentissage automatique

Formulation probabiliste - loi conditionnelle d'une gaussienne

THÉORIE DES PROBABILITÉS

Sujets: fonction de densité marginale et conditionnelle

RAPPEL

• Soit X et Y deux **variables aléatoires continues**

▸ la **fonction de densité marginale** s'obtient en intégrant l'autre variable :

$$p(x) = \int p(x, y) dy$$

▸ la **fonction de densité conditionnelle** s'obtient en divisant par la marginale :

$$p(y|x) = \frac{p(x, y)}{p(x)}$$

THÉORIE DES PROBABILITÉS

Sujets: fonction de densité marginale et conditionnelle

RAPPEL

- Soit X et Y deux **variables aléatoires continues**

- la **fonction de densité marginale** s'obtient en intégrant l'autre variable :

$$p(x) = \int p(x, y) dy$$

- la **fonction de densité conditionnelle** s'obtient en divisant par la marginale :

$$p(y|x) = \frac{p(x, y)}{p(x)}$$

LOI DE PROBABILITÉ GAUSSIENNE

Sujets: loi conditionnelle d'une gaussienne

- Soit $\mathbf{x} = (\mathbf{x}_a, \mathbf{x}_b)^T$ une variable aléatoire gaussienne, de moyenne et matrice de covariance

$$\boldsymbol{\mu} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\mu}_a \\ \boldsymbol{\mu}_b \end{pmatrix} \quad \boldsymbol{\Sigma} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\Sigma}_{aa} & \boldsymbol{\Sigma}_{ab} \\ \boldsymbol{\Sigma}_{ba} & \boldsymbol{\Sigma}_{bb} \end{pmatrix}$$

- La **loi conditionnelle** $p(\mathbf{x}_a|\mathbf{x}_b)$ est aussi gaussienne :

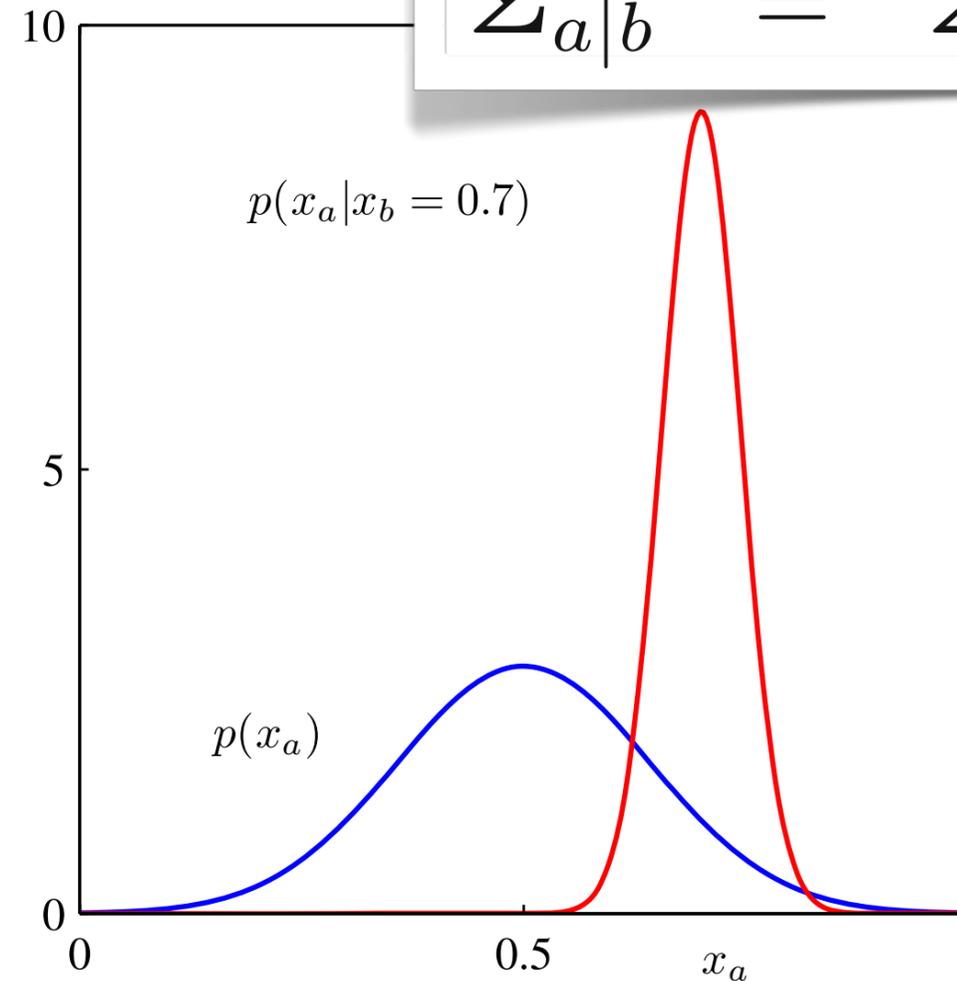
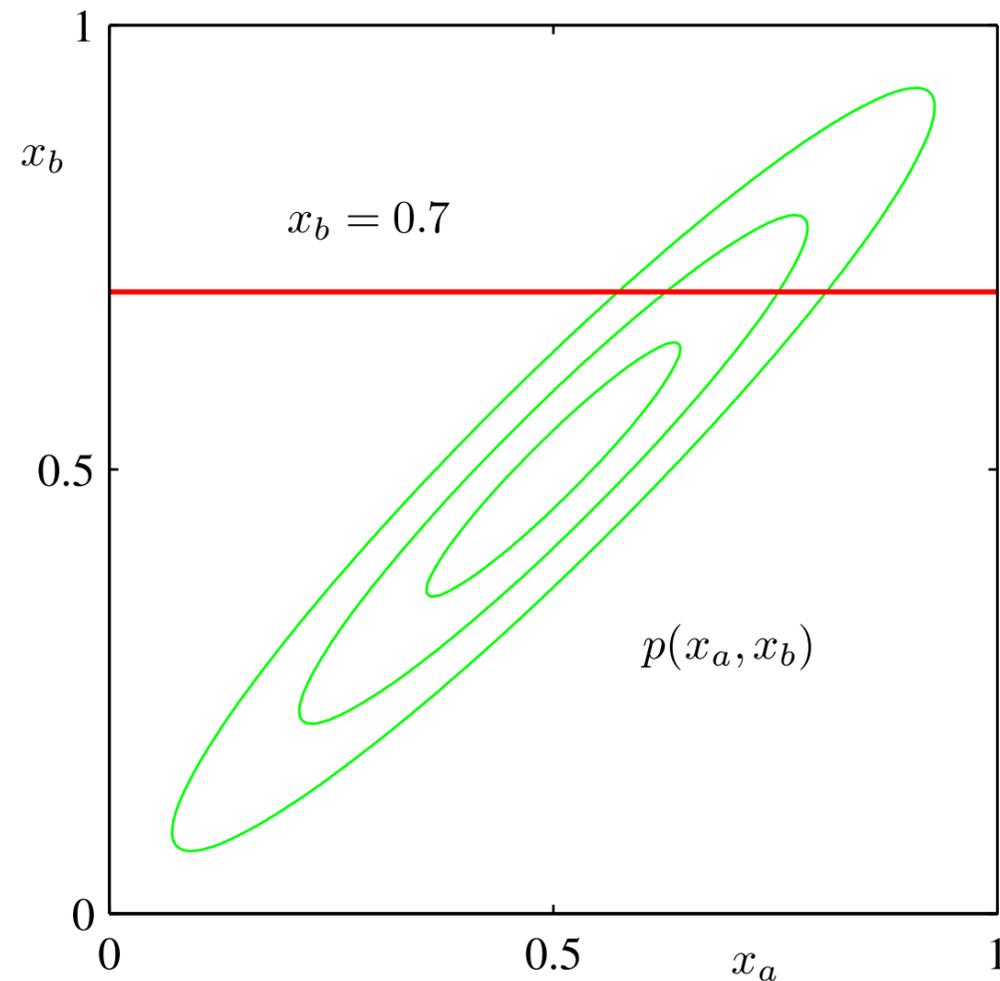
$$\boldsymbol{\mu}_{a|b} = \boldsymbol{\mu}_a + \boldsymbol{\Sigma}_{ab} \boldsymbol{\Sigma}_{bb}^{-1} (\mathbf{x}_b - \boldsymbol{\mu}_b)$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_{a|b} = \boldsymbol{\Sigma}_{aa} - \boldsymbol{\Sigma}_{ab} \boldsymbol{\Sigma}_{bb}^{-1} \boldsymbol{\Sigma}_{ba}$$

LOI DE PROBABILITÉ GAUSSIENNE

Sujets: loi conditionnelle d'une gaussienne

- Exemple



$$\begin{aligned}\mu_{a|b} &= \mu_a + \Sigma_{ab} \Sigma_{bb}^{-1} (\mathbf{x}_b - \mu_b) \\ \Sigma_{a|b} &= \Sigma_{aa} - \Sigma_{ab} \Sigma_{bb}^{-1} \Sigma_{ba}\end{aligned}$$

LOI DE PROBABILITÉ GAUSSIENNE

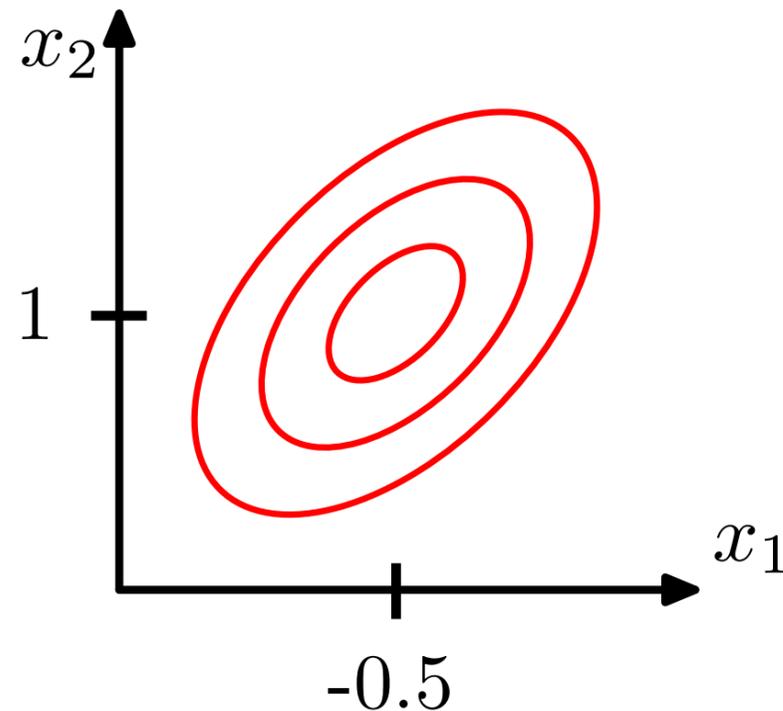
Sujets: loi gaussienne multidimensionnelle

- Exemple : $\mathbf{x} = (x_1, x_2)$

$$\Sigma = \begin{pmatrix} 1.5 & 0.5 \\ 0.5 & 1.5 \end{pmatrix}$$

$$\begin{aligned} \mu_{a|b} &= \mu_a + \Sigma_{ab} \Sigma_{bb}^{-1} (\mathbf{x}_b - \mu_b) \\ \Sigma_{a|b} &= \Sigma_{aa} - \Sigma_{ab} \Sigma_{bb}^{-1} \Sigma_{ba} \end{aligned}$$

Contours de $\mathcal{N}(\mathbf{x}|\mu, \Sigma)$



LOI DE PROBABILITÉ GAUSSIENNE

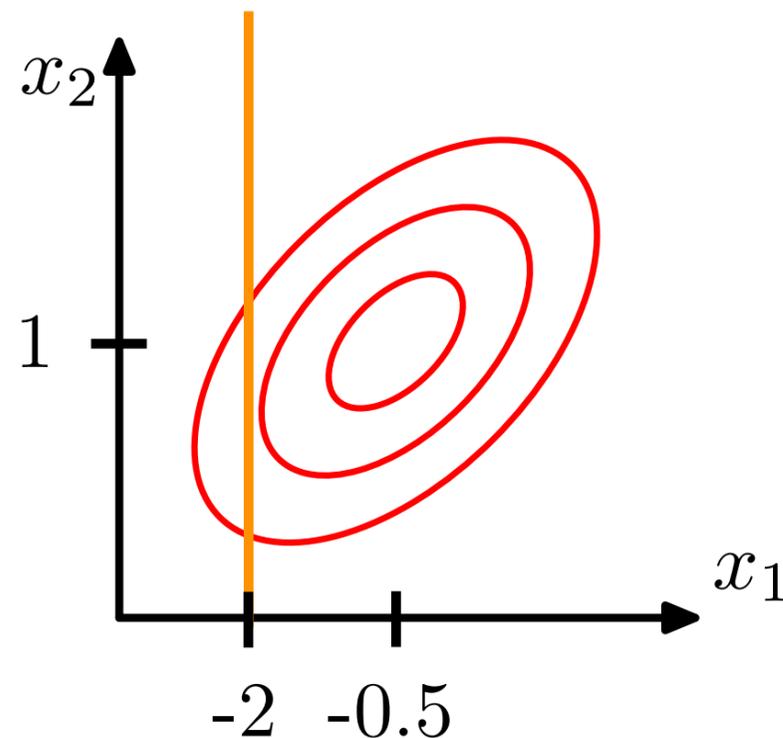
Sujets: loi gaussienne multidimensionnelle

- Exemple : $\mathbf{x} = (x_1, x_2)$

$$\Sigma = \begin{pmatrix} 1.5 & 0.5 \\ 0.5 & 1.5 \end{pmatrix}$$

$$\begin{aligned} \mu_{a|b} &= \mu_a + \Sigma_{ab} \Sigma_{bb}^{-1} (\mathbf{x}_b - \mu_b) \\ \Sigma_{a|b} &= \Sigma_{aa} - \Sigma_{ab} \Sigma_{bb}^{-1} \Sigma_{ba} \end{aligned}$$

Contours de $\mathcal{N}(\mathbf{x}|\mu, \Sigma)$



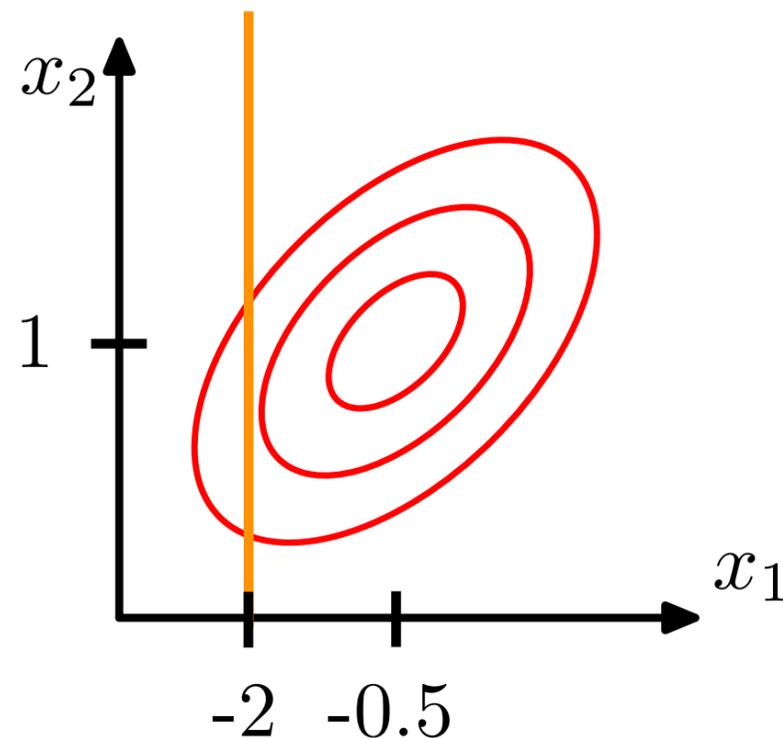
LOI DE PROBABILITÉ GAUSSIENNE

Sujets: loi gaussienne multidimensionnelle

- Exemple : $\mathbf{x} = (x_1, x_2)$

$$\Sigma = \begin{pmatrix} 1.5 & 0.5 \\ 0.5 & 1.5 \end{pmatrix}$$

Contours de $\mathcal{N}(\mathbf{x}|\mu, \Sigma)$



$$\begin{aligned}\mu_{a|b} &= \mu_a + \Sigma_{ab} \Sigma_{bb}^{-1} (\mathbf{x}_b - \mu_b) \\ \Sigma_{a|b} &= \Sigma_{aa} - \Sigma_{ab} \Sigma_{bb}^{-1} \Sigma_{ba}\end{aligned}$$

$$p(x_2|x_1 = -2) = \mathcal{N}(x_2|0.5, 1.33)$$

$$\mu_{2|1} = 1 + 0.5 \times (-2 + 0.5)/1.5 = 0.5$$

$$\Sigma_{2|1} = 1.5 - 0.5^2/1.5 \approx 1.33$$