

# Formalisation d'un fit de modèle

Pierre Aubert

7 juin 2015

## Avant propos

Dans ce papier, je vais formuler la marche à suivre pour faire un fit de modèle sur des données.

## Table des matières

<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>1</b>
<b>2</b>	<b>Fomulation mathématique, à une dimension</b>	<b>1</b>
<b>3</b>	<b>Conclusion</b>	<b>3</b>

## 1 Introduction

Le fit de modèle sur des données est quelque chose de très courant en physique, mais je vais formuler les choses histoire d'avoir les idées claires.

## 2 Fomulation mathématique, à une dimension

Soit un ensemble de données (mesurées) à une dimension  $\mathbf{x} = [(x_1, y_1, \sigma_1), \dots, (x_n, y_n, \sigma_n)]$  et un modèle  $f : \mathbb{R} \times \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}$  que l'on doit ajuster aux données  $\mathbf{x}$  et jouant sur ses  $m$  paramètres,  $\mathbf{p} = (p_1, \dots, p_m)$ .

$$\begin{aligned} f & : \mathbb{R} \times \mathbb{R}^m \longrightarrow \mathbb{R} \\ (x, \mathbf{p}) & \longmapsto y \end{aligned} \tag{1}$$

On définit la fonction d'erreur  $\chi^2$  (que l'on appelle  $\chi^2$  réduit) comme étant :

$$\begin{aligned} \chi^2 & : \mathbb{R}^{3n} \times \mathbb{R}^m \longrightarrow \mathbb{R} \\ (\mathbf{x}, \mathbf{p}) & \longmapsto r = \frac{1}{n - m} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - f(x_i, \mathbf{p}))^2}{\sigma_i^2} \end{aligned} \tag{2}$$

Le but du fit est de minimiser la fonction  $\chi^2$ . On peut donc utiliser un algorithme de minimisation comme celui de Levenberg-Marquart (dont je parlerai dans un autre pdf).

$$\beta^{\mathbf{s}+1} = \beta^{\mathbf{s}} - (J_f^T J_f + \lambda D)^{-1} J_f^T f \tag{3}$$

Où la matrice jacobienne de  $\chi^2$  s'écrit :

$$J_f(\mathbf{p}) = \begin{pmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1}(\mathbf{p}) & \cdots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n}(\mathbf{p}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_m}{\partial x_1}(\mathbf{p}) & \cdots & \frac{\partial f_m}{\partial x_n}(\mathbf{p}) \end{pmatrix} \quad (4)$$

Par exemple, si  $f$  est un modèle qui décrit une gaussienne, on pourrait la définir comme ceci :

$$\begin{aligned} f : \quad \mathbb{R} \times \mathbb{R}^3 &\longrightarrow \mathbb{R} \\ (x, \sigma, \mu, \alpha) &\longmapsto y = \alpha \exp\left(-\frac{(x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \end{aligned} \quad (5)$$

En toute rigueur, la matrice jacobienne de  $f$  est donnée par :

$$J_f(x, \sigma, \mu, \alpha) = \begin{pmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial \sigma} \\ \frac{\partial f}{\partial \mu} \\ \frac{\partial f}{\partial \alpha} \end{pmatrix} \quad (6)$$

$$= \begin{pmatrix} \alpha \frac{-2x - \mu^2 + 2\mu}{2\sigma^2} \exp\left(-\frac{(x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \\ \frac{\alpha}{\sigma^3} (x^2 + \mu^2 - 2x\mu) \exp\left(-\frac{(x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \\ \alpha \frac{-x^2 - 2\mu + 2x}{2\sigma^2} \exp\left(-\frac{(x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \\ \exp\left(-\frac{(x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \end{pmatrix} \quad (7)$$

Et  $J_f^T J_f$  à la forme :

$$J_f^T J_f = \exp^2\left(-\frac{(x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \left[ \frac{\alpha^2}{4\sigma^4} (-2x - \mu^2 + 2\mu)^2 + \frac{\alpha^2}{\sigma^6} (x^2 + \mu^2 - 2x\mu)^2 + \frac{\alpha^2}{4\sigma^4} (-x^2 - 2\mu + 2x)^2 + 1 \right] \quad (8)$$

$$= \exp^2\left(-\frac{(x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \left[ \frac{\alpha^2}{4\sigma^4} (x^4 - 4x^3 + 8x^2 + \mu^4 - 4\mu^3 + 8\mu^2 + 4\mu x^2 + 4x\mu^2 - 16x\mu) \right] \quad (9)$$

$$+ \exp^2\left(-\frac{(x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \left[ \frac{\alpha^2}{\sigma^6} (x^2 + \mu^2 - 2x\mu)^2 + 1 \right] \quad (10)$$

$$\Omega = (-2x - \mu^2 + 2\mu)^2 + (-x^2 - 2\mu + 2x)^2 \quad (11)$$

$$= (-2x - \mu^2 + 2\mu)(-2x - \mu^2 + 2\mu) + (-x^2 - 2\mu + 2x)(-x^2 - 2\mu + 2x) \quad (12)$$

$$= 4x^2 + 2x\mu^2 - 4x\mu + 2x\mu^2 + \mu^4 - 2\mu^3 - 4x\mu - 2\mu^3 + 4\mu^2 \quad (13)$$

$$+ x^4 + 2\mu x^2 - 2x^3 + 2\mu x^2 + 4\mu^2 - 4x\mu - 2x^3 - 4x\mu + 4x^2 \quad (14)$$

$$= x^4 - 4x^3 + 8x^2 + \mu^4 - 4\mu^3 + 8\mu^2 + 4\mu x^2 + 4x\mu^2 - 16x\mu \quad (15)$$

### 3 Conclusion

Voilà