

Table of Contents

- 1 非線形最小2乗法の原理
- 2 python code
- 3 具体的な手順
- 4 pythonによる解法の指針
- 5 Gauss-Newton法に関するメモ
- 6 課題
 - 6.1 Gaussian(正規分布)へのフィット

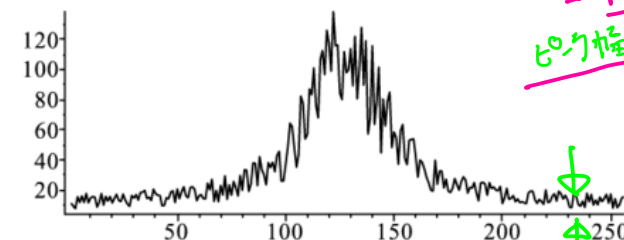
分散
Edge
本量
か=関×2
PW ×2

非線形最小2乗法 (NonLinearFit)

file:/Users/bob/Github/TeamNishitani/jupyter_num_calc/nonlinearfit
https://github.com/daddygongon/jupyter_num_calc/tree/master/notebooks_p
cc by Shigeto R. Nishitani 2017-8

非線形最小2乗法の原理

前章では、データに近似的にフィットする最小2乗法を紹介した。ここでは、フィット式が多項式のような線形関係にない関数の最小2乗法を紹介する。図のようなデータにフィットする場合を考えよう。



C9_NonLinearFitplot2d1.png

Lorentzian

このデータにあてはめるのはローレンツ関数,

$$F(x; \mathbf{a}) = a_1 + \frac{a_2}{a_3 + (x - a_4)^2}$$

確定

勾配法

Gradient Method

$\mathbf{a} = \{a_1, a_2, a_3, a_4\}$

bf bold face 太字

α
 α_0
 α_1
 $\chi^2(\alpha)$
 $\frac{\partial \chi^2}{\partial \alpha}$
 $\frac{\partial \chi^2}{\partial \alpha} \bigg|_{\alpha=\alpha_i}$
 $\alpha - \frac{d}{D}$

である。この関数の特徴は、今まで見てきた関数と違いパラメータが線形関係になっていない。誤差関数は、いままでと同様に

$$\chi^2(\mathbf{a}) = \sum_i^N d_i^2 = \sum_i^N (F(x_i; \mathbf{a}) - y_i)^2$$

で、 $\mathbf{a} = \{a_0, a_1, \dots\}$ をパラメータとして変えた時に最小となる値を求める点もわからない。しかし、線形の最小2乗法のように微分しても一元の方程式にならず、連立方程式を単に解くだけでは求まらない。

そこで図のような2次関数の最小値を求める場合を考える。最小値の点 α_0 のまわりで、Taylor展開すると、 \mathbf{d}, \mathbf{D} をそれぞれの係数とすると、

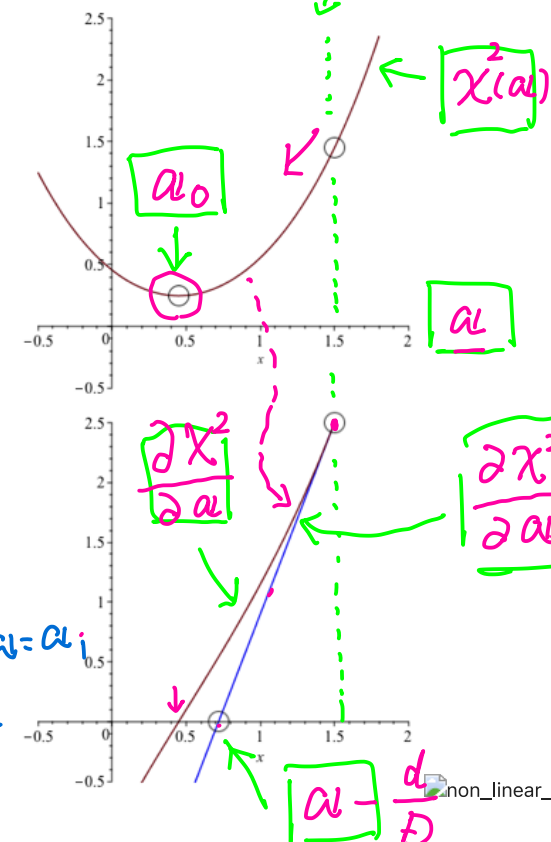
$$\chi^2(\mathbf{a}) = \chi^2(\mathbf{a}_0) - \mathbf{d}(\mathbf{a} - \mathbf{a}_0) + \frac{1}{2} \mathbf{D}(\mathbf{a} - \mathbf{a}_0)^2 \quad \text{①} = f(\alpha)$$

である。最小の点 α_0 は、微分が0になるので、

$$\mathbf{a}_0 = \mathbf{a} + \mathbf{D}^{-1} \times (-\mathbf{d})$$

と予測される。

図を参照して上の式を導け。またその意味を考察せよ。



720-
355
100点
期末×2
期地力
千ムキ
オナリ