

認識行動システム論 第11回

梶本裕之
Twitter ID kajimoto
ハッシュタグ #ninshiki

- 日程**
- 10/07 インタロダクション
 - 10/14 Scilabの紹介(3階PCルームにて)
 - 10/21 フーリエ変換
 - 10/28 フーリエ変換と線形システム
 - 11/04 信号処理の基礎
 - 11/11 信号処理応用1(相関)
 - 11/18 調布祭準備のため休講
 - 11/25 信号処理応用2(画像処理)
 - 12/02 **中間テスト(授業時間中)**
 - 12/09 ラプラス変換
 - 12/16 古典制御の基礎
 - 01/06 行列
 - 01/13 行列と最小二乗法
 - 01/20 ロボティクス
 - 01/27 **期末テスト(授業時間中)**

行列復習

(復習) 行列: データ列を変換するもの

$$y = Ax \quad x = A^{-1}y$$

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}$$

- (例1)
y: 観測データ, A: システムの性質, x: 媒介変数
- (例2)
y: フーリエ空間での周波数成分, A: フーリエ変換行列,
x: 実空間でのデータ系列

(復習) (例) 2軸力センサ

レバー
カセンサA
カセンサB

$$F_z = x_A + x_B$$

$$F_x = k(x_A - x_B)$$

2x1ベクトル $\begin{bmatrix} F_z \\ F_x \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ k & -k \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_A \\ x_B \end{bmatrix}$ 2x1ベクトル

2x2行列

(復習) (例) 多軸力センサ

Lever
Sensing Elements

$$F_z = k_1(x_A + x_B + x_C + x_D)$$

$$F_x = k_2((x_A + x_B) - (x_C + x_D))$$

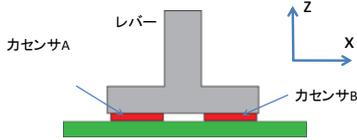
$$F_y = k_3((x_A + x_C) - (x_B + x_D))$$

3 $\begin{bmatrix} F_z \\ F_x \\ F_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_1 & k_1 & k_1 & k_1 \\ k_2 & k_2 & -k_2 & -k_2 \\ k_3 & -k_3 & k_3 & -k_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_A \\ x_B \\ x_C \\ x_D \end{bmatrix}$ 4

3x4行列

一般には正方向列ではない!!
(例) 6軸力センサには8つ以上のセンサエレメント内蔵

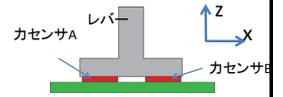
(復習) カセンサのキャリブレーション(較正)



$$\begin{aligned} F_Z &= k_1 x_A + k_2 x_B \\ F_X &= k_3 x_A + k_4 x_B \end{aligned} \quad \begin{bmatrix} F_Z \\ F_X \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_1 & k_2 \\ k_3 & k_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_A \\ x_B \end{bmatrix}$$

k1~k4のパラメータは元々未知.
これを求めなければ使えない!!

(復習) 逆行列



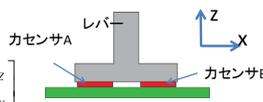
$$\begin{bmatrix} F_Z \\ F_X \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_1 & k_2 \\ k_3 & k_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_A \\ x_B \end{bmatrix}$$

これを $\mathbf{f} = \mathbf{A}\mathbf{x}$ と書く.

ここで,
「ある力を加えたときの各センサ出力は？」
という逆の関係を考える.

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{f} = \mathbf{G}\mathbf{f} \quad \begin{bmatrix} x_A \\ x_B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_1 & g_2 \\ g_3 & g_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_Z \\ F_X \end{bmatrix}$$

(復習) 逆行列の測定



$$\mathbf{x} = \mathbf{G}\mathbf{f} \quad \begin{bmatrix} x_A \\ x_B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_1 & g_2 \\ g_3 & g_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_Z \\ F_X \end{bmatrix}$$

(1) $F_Z=1, F_X=0$ の力を加え, 各センサの出力を記録

$$\begin{bmatrix} x_A \\ x_B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_1 & g_2 \\ g_3 & g_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_1 \\ g_3 \end{bmatrix}$$

各センサの出力に, 逆行列の成分 g_1, g_3 が現れる!

(2) $F_Z=0, F_X=1$ の力を加え, 各センサの出力を記録

$$\begin{bmatrix} x_A \\ x_B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_1 & g_2 \\ g_3 & g_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_2 \\ g_4 \end{bmatrix}$$

各センサの出力に, 逆行列の成分 g_2, g_4 が現れる!

(復習) 逆行列の測定

$$\mathbf{x} = \mathbf{G}\mathbf{f} = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{f} \quad \begin{bmatrix} x_A \\ x_B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_1 & g_2 \\ g_3 & g_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_Z \\ F_X \end{bmatrix}$$

$\mathbf{G}=\mathbf{A}^{-1}$ の成分, $g_1 \sim g_4$ が得られたので,
その逆行列を計算すれば \mathbf{A} が得られる.

$$\mathbf{f} = \mathbf{A}\mathbf{x}$$

まとめると,

$$\begin{bmatrix} x_A \\ x_B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_1 & g_2 \\ g_3 & g_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_1 \\ g_3 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} x_A \\ x_B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_1 & g_2 \\ g_3 & g_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_2 \\ g_4 \end{bmatrix}$$

行列に単位行列をかけたことに相当

(復習) 単位力ではなくて良い

$$\begin{bmatrix} g_1 & g_2 \\ g_3 & g_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_{z1} \\ f_{x1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_1 \\ m_2 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} f_{z2} \\ f_{x2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_1 \\ m_2 \end{bmatrix}$$

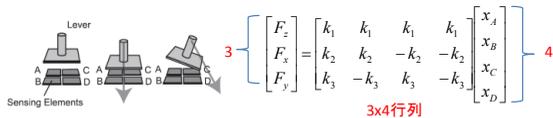
$$\mathbf{G}\mathbf{F} = \mathbf{M}$$

$$\mathbf{G} = \mathbf{M}\mathbf{F}^{-1}$$

- 2回既知のベクトルを加えて, 各センサの出力を得る
- ベクトルを並べたものを力行列 \mathbf{F} , センサ出力を並べたものを行列 \mathbf{M} とする
- 力行列の逆行列 \mathbf{F}^{-1} を \mathbf{M} にかければ, 行列 \mathbf{G} が得られる.
- \mathbf{G} の逆行列が望んだ較正行列 \mathbf{A}

行列と最小二乗法

本日の疑問



- 一般には正方行列ではない
- 「逆行列」は定義できず、キャリブレーションもできないのでは

本日の解答

$$3 \begin{bmatrix} F_z \\ F_x \\ F_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_1 & k_1 & k_1 & k_1 \\ k_2 & k_2 & -k_2 & -k_2 \\ k_3 & -k_3 & k_3 & -k_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_A \\ x_B \\ x_C \\ x_D \end{bmatrix} \quad 4$$

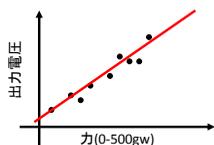
3x4行列

• 逆行列は定義できなくても
擬似逆行列(Pseudo Inverse Matrix)は定義できる。

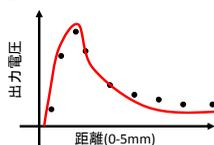
• またこれは**最小二乗法**という、工学全体を支える基礎的な考えのもっとも代表的な体现である。

色々なセンサ

フィルム状カセンサ

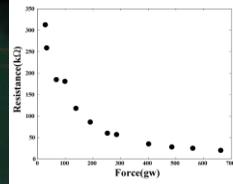
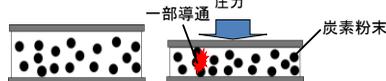


フォトリフレクタを用いた近接距離センサ



いかにして較正曲線を求め、センサとして使えるようにするか?

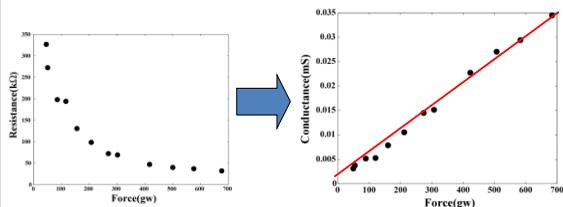
フィルムセンサの定式化(1)



フィルムセンサの抵抗: 力に反比例?

フィルムセンサの定式化(2)

抵抗ではなくコンダクタンス(抵抗の逆数)を見る



$$y = ax + b \quad \begin{cases} x: \\ y: \\ a, b: \end{cases}$$

実験でなじみ深い「直線フィッティング」

最小二乗法(1)

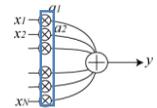
$y = a_1x + a_2$ から一般化

$$y = a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_Nx_N$$

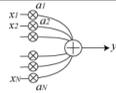
N個の**既知入力** $[x_1, x_2, \dots, x_N]$ と
N個の**未知パラメータ** $[a_1, a_2, \dots, a_N]$ の
積和によって1個の出力 y が決定されるシステム。

目的: N個の未知パラメータ $[a_1, a_2, \dots, a_N]$ の**同定**(identification)
取れる手段: 入力の操作と出力の計測

フィルムセンサの場合: $y = a_1x_1 + a_2x_2$ where $x_2 = 1$



最小二乗法(2)



$$y = a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_Nx_N$$

入力を変化させ、M回の出力を得る

$$y_1 = a_1x_{11} + a_2x_{12} + \dots + a_Nx_{1N}$$

$$y_2 = a_1x_{21} + a_2x_{22} + \dots + a_Nx_{2N}$$

⋮

$$y_M = a_1x_{M1} + a_2x_{M2} + \dots + a_Nx_{MN}$$

結局

$$y = Xa \quad \begin{cases} X: M \times N \text{ 行列. 入力. 既知} \\ y: M \times 1 \text{ ベクトル. 出力. 観測可能} \\ a: N \times 1 \text{ ベクトル. 未知.} \end{cases}$$

もし $M=N$ なら

$$a = X^{-1}y$$

実際には $M \neq N$ で X^{-1} は存在しないことがほとんど

最小二乗法(3)

いかにして

$$y = Xa$$

$\begin{cases} X: M \times N \text{ 行列. 入力. 既知} \\ y: M \times 1 \text{ ベクトル. 出力. 観測可能} \\ a: N \times 1 \text{ ベクトル. 未知.} \end{cases}$
を a について解くか.

解けない(未知数より方程式の数が多い)

つまり、式を完全に満たすベクトル a は、**無い**

(1) 測定された出力ベクトル y が誤差を含んでいると仮定
 $y = Xa + e$ where $e = [e_1, e_2, \dots, e_M]^T$

(2) 誤差の大きさが最小となるような x をもってもらいたい x として受け入れよう。

(3) 大きさとして二乗和(二乗ノルム)を採用。

$$\sum_{i=1}^M e_i^2 = [e_1, e_2, \dots, e_M] [e_1, e_2, \dots, e_M]^T = e^T e$$

誤差の「大きさ」

$$y = Xa + e$$

$$e = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_M \end{bmatrix}$$

$$e = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_M \end{bmatrix}$$

$$\|e\|^2 = e^T e \quad \text{Tは転置.}$$

$$\|e\|^2 = \sum_{i=1}^M e_i^2 = [e_1, e_2, \dots, e_M] \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_M \end{bmatrix} = e^T e$$

$$\begin{aligned} &= \dots \\ &= \dots \\ &= \dots \\ &= \dots \end{aligned}$$

誤差の「大きさ」を最小化する

$$\|e\|^2 = y^T y - 2y^T Xa + a^T X^T X a$$

$$\|e\|^2 = a^2 x^2 - 2ayx + y^2$$

誤差の大きさが最小となる a を見つける

$$\frac{\partial}{\partial a} \|e\|^2 = \frac{\partial}{\partial a} (y^T y - 2y^T Xa + a^T X^T X a)$$

$$\begin{aligned} &= \dots \\ &= \dots \\ &= 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \|e\|^2 &= \frac{\partial}{\partial a} (a^2 x^2 - 2ayx + y^2) \\ &= 2x^2 a - 2yx \\ &= 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} x^2 a &= yx \\ a &= y/x \end{aligned}$$

$$a^T =$$

$$a =$$

$$\therefore (X^T X)^{-1} y = (X^T X)^{-1} (X^T X)^{-1} = (X^T X)^{-1}$$

擬似逆行列

結論: 未知パラメータのベクトル a は次の式で求められる。

$$a = X^\# y$$

ただし

$$X^\# = (X^T X)^{-1} X^T$$

$X^\#$: 擬似逆行列(Pseudo Inverse)

擬似逆行列は逆行列の拡張である

行列 X が正則な場合

$$X^\# = (X^T X)^{-1} X^T$$

$$=$$

$$=$$

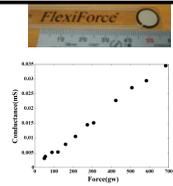
(再考) フィルムセンサの場合

$$y = a_1x + a_2 \begin{cases} x: \text{力: 既知入力} \\ y: \text{コンダクタンス: 測定結果} \\ a_1, a_2: \text{未知パラメータ} \end{cases}$$

これは
 $y = a_1x_1 + a_2x_2$ where $x_2 = 1$
 とみなせる。

加える力を変え、M回測定する(2回以上)

$$\begin{matrix} y_1 = a_1x_{11} + a_2 \cdot 1 \\ y_2 = a_1x_{21} + a_2 \cdot 1 \\ \vdots \\ y_M = a_1x_{M1} + a_2 \cdot 1 \end{matrix} \quad \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{11} & 1 \\ x_{21} & 1 \\ \vdots & \vdots \\ x_{M1} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \end{bmatrix}$$



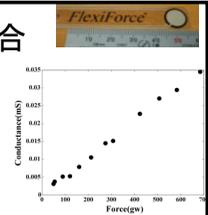
(再考) フィルムセンサの場合

$$\begin{matrix} \text{M} \\ \text{y} \end{matrix} = \begin{matrix} \text{M} \\ \text{X} \end{matrix} \begin{matrix} \text{N} \\ \text{a} \end{matrix}$$

よって、

$$\mathbf{a} = \mathbf{X}^\# \mathbf{y} \text{ where } \mathbf{X}^\# = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T$$

により二つの未知パラメータを求めることが出来る。



手作業で求めている

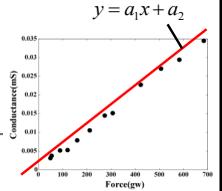
$$\begin{aligned} \mathbf{a} &= \mathbf{X}^\# \mathbf{y} \\ &= (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y} \\ &= \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_M \\ 1 & 1 & \dots & 1 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} x_1 & 1 \\ x_2 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ x_M & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_M \end{bmatrix} \end{aligned}$$



手作業で求めている

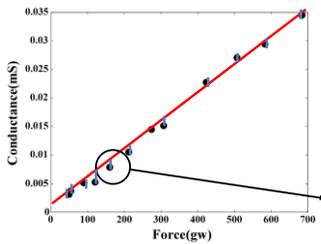
$$a_1 = \frac{M \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_j}{M \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2}$$

$$a_2 = \frac{-\sum x_i \sum x_j y_j + \sum x_i^2 \sum y_j}{M \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2}$$



これは、直線によるフィッティングの公式に他ならない

何を最小化したか

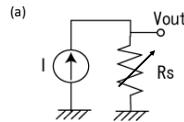


$$\begin{aligned} \mathbf{y} &= \mathbf{Xa} + \mathbf{e} \\ \mathbf{e} &= \mathbf{y} - \mathbf{Xa} \\ \|\mathbf{e}\|^2 &= \mathbf{e}^T \mathbf{e} = \sum_{i=1}^M e_i^2 \\ y_i &= a_1x_i + a_2 + e_i \\ e_i &= y_i - a_1x_i - a_2 \end{aligned}$$

データと直線の、「y軸に沿った距離」の二乗の和を最小化した。

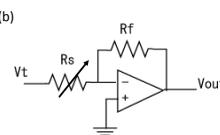
(参考) 実際の測定回路

- 「抵抗」を測定するなら



I: 定電流源
 Vout: 出力
 $V_{out} = I \times R_s$
 出力電圧は抵抗に比例

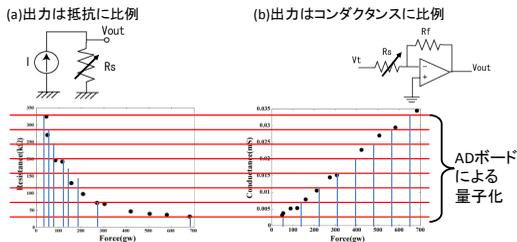
- 「コンダクタンス(抵抗の逆数)」を測定するなら



Vt: 定電圧源
 Rs: フィルムセンサの抵抗
 Rf: 調整用固定抵抗
 これは「反転増幅回路」
 $V_{out} = R_f / R_s \times V_t$
 V_t が一定なら出力電圧は抵抗に反比例

「抵抗」を測定して逆数をとればよいのでは？

別にそれでもよい。しかし玄妙な理由はある。

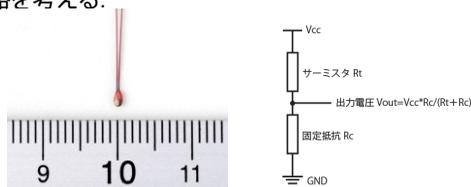


- アナログ部による線形化の意義
=ADボードによる量子化の影響を低減
「ダイナミックレンジを広げる」とも言う。

31

(参考2) 実際の測定のための回路設計

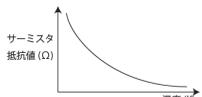
- 例えば温度を測定したいと考える
- 「サーミスタ」を使えばよいことが分かる。
- サーミスタはやはり温度に反比例(正確には違う)な感じで抵抗値が下がるので、逆数に近い電圧が出る回路を考える。



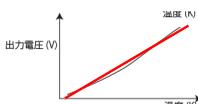
ではこの固定抵抗はどのように決めたらよいのか？

(参考2) 実際の測定のための回路設計

- 温度変化に対して抵抗値を測定する



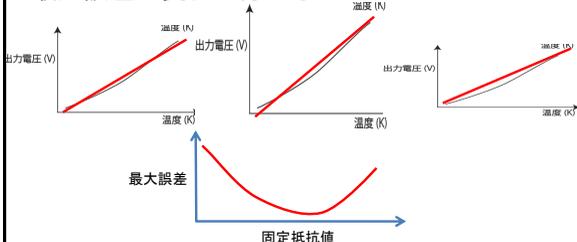
- 固定抵抗が例えば10kΩで電源が5Vの時、出力電圧がどのように変化するかをシミュレートする。



- 直線フィッティングで生じる最大の誤差を求めるとこの誤差が、測定システムの「性能」になる。

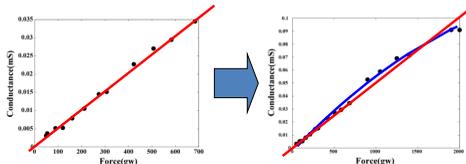
(参考2) 実際の測定のための回路設計

- 固定抵抗を色々変えた場合をシミュレートすると、最大誤差の変化が分かる。



- 最大誤差が最小になる値が求める固定抵抗値

フィルムセンサを限界性能まで使いきりたい。



直線近似 $y = a_1x + a_2$ ではフィッティングできない気が... (直線領域だけで使う、という方針も正しい)

多項式によるフィッティングを試みる。

$$y = a_1x + a_2 \quad \Rightarrow \quad y = a_1x^2 + a_2x + a_3$$

$$y = a_1x^3 + a_2x^2 + a_3x + a_4$$

もはや直線フィッティングの公式は使えない。

35

多項式近似

$$y = a_1x^2 + a_2x + a_3 \quad \begin{cases} x: \text{力: 既知入力} \\ y: \text{コンダクタンス: 測定出力} \\ a_1, a_2, a_3: \text{未知パラメータ} \end{cases}$$

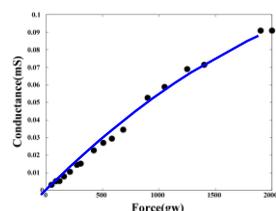
何度も測定する

$$y_1 = a_1x_1^2 + a_2x_1 + a_3$$

$$y_2 = a_1x_2^2 + a_2x_2 + a_3$$

$$\vdots$$

$$y_M = a_1x_M^2 + a_2x_M + a_3$$



36

多項式近似

$y_1 = a_1x_1^2 + a_2x_1 + a_3$
 $y_2 = a_1x_2^2 + a_2x_2 + a_3$
 \vdots
 $y_M = a_1x_M^2 + a_2x_M + a_3$

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^2 & x_1 & 1 \\ x_2^2 & x_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_M^2 & x_M & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{bmatrix}$$

$y = Xa$ の形に出来たので、
 $a = X^\#y$ where $X^\# = (X^T X)^{-1} X^T$
 により3つの未知パラメータを求めることができる。(計算機のごと)

我に返って... 何をしたかったか

(1) $y = a_1x + a_2$
 x : 力の既知の入力
 y : コンダクタンス. 測定した出力
 a_1, \dots, a_4 : 未知パラメータ
 (2) $y = a_1x^2 + a_2x + a_3$
 (3) $y = a_1x^3 + a_2x^2 + a_3x + a_4$

モデルの未知パラメータを求めるのがゴールではない。
測定出力yから力xを逆算することがゴール。

(1) $x = (y - a_2) / a_1$
 (2) $a_1x^2 + a_2x + (a_3 - y) = 0$
 $x = \frac{-a_2 \pm \sqrt{a_2^2 - 4a_1(a_3 - y)}}{2a_1}$
 (3) $a_1x^3 + a_2x^2 + a_3x + (a_4 - y) = 0$
 $x = \dots$ (3次方程式の解の公式)

係数は別に整数でなくて良い

$y_1 = a_1x_1^{1/2} + a_2$
 $y_2 = a_1x_2^{1/2} + a_2$
 \vdots
 $y_M = a_1x_M^{1/2} + a_2$

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^{1/2} & 1 \\ x_2^{1/2} & 1 \\ \vdots & \vdots \\ x_M^{1/2} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \end{bmatrix}$$

関数であっても良い。たとえばlog(x)など。

(ケーススタディ) フォトリフレクタを用いた近接距離計の較正

出力電圧は反射光量に比例。
 出力電圧から反射板との距離を得たい。

測定

いかにして較正曲線を求め、センサとして使えるようにするか?

モデル化(1)

反射板を鏡面とみなし、LEDの“像”からPTへの光路を考える。

LEDを点光源とすると、PTの受光量はLED像からみたPTの立体角Ωに比例。

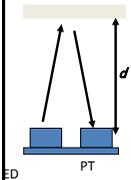
LED像とPTの距離：
 $l = \sqrt{c^2 + (2d)^2}$

PTの立体角：
 $\Omega = \frac{\cos \theta}{l^2} \Delta S$ ΔS: PTの表面積
 $\dots = \frac{k_1 d}{(d^2 + k_2)^{3/2}}$ k_1, k_2 : 定数

モデル化(2)

PTの受光量が立体角 Ω に比例するから、出力電圧も同様。

$$V = \frac{k_1 d}{(d^2 + k_2)^{3/2}} \quad \text{:理論曲線}$$



- d が小さければ V は d に比例
- d が大きければ $1/d^2$ に比例

未知パラメータ k_1, k_2 を求めれば
入出力関係が記述できる

43

フィッティングの準備

$$V = \frac{k_1 d}{(d^2 + k_2)^{3/2}} \quad \begin{cases} d: \text{入力(距離)} \\ V: \text{出力(電圧)} \\ k_1, k_2: \text{未知パラメータ} \end{cases}$$

変形(線形化)

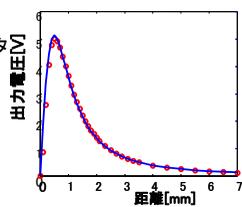
$$V^{2/3}(d^2 + k_2) = k_1^{2/3} d^{2/3}$$

$$V^{2/3} d^2 = k_1^{2/3} d^{2/3} - V^{2/3} k_2$$

$$\begin{cases} V^{2/3} d^2 = y \\ k_1^{2/3} = a_1 \\ d^{2/3} = x_1 \\ -V^{2/3} = x_2 \\ k_2 = a_2 \end{cases} \quad \text{と置けば}$$

$$y = a_1 x_1 + a_2 x_2$$

$\begin{cases} x_1, x_2, y: \text{既知} \\ a_1, a_2: \text{未知} \end{cases}$ 最小二乗法によって
パラメータを同定できる. 44



多数の測定から、

$$\begin{aligned} y_1 &= a_1 x_{11} + a_2 x_{12} \\ y_2 &= a_1 x_{21} + a_2 x_{22} \\ &\vdots \\ y_M &= a_1 x_{M1} + a_2 x_{M2} \end{aligned}$$

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} \\ x_{21} & x_{22} \\ \vdots & \vdots \\ x_{M1} & x_{M2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \end{bmatrix}$$

evaluation of reflective photocoupler

$y = Xa$ の形なので、

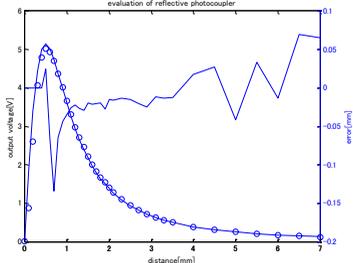
$$a = X^\# y$$

$$\text{where } X^\# = (X^T X)^{-1} X^T$$

によって a を求める。
最後に

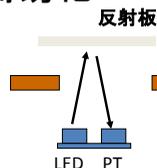
$$k_1^{2/3} = a_1, k_2 = a_2$$

から k_1, k_2 を得る。



46

簡易化



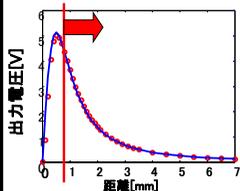
出力電圧から距離に変換する際
• 2値性がある
• 3次方程式の根を得る必要がある

$$\left(V = \frac{k_1 d}{(d^2 + k_2)^{3/2}} \right) \text{ の変形から}$$

ストップバーを設ける。
距離が離れるのでモデルの簡易化可能

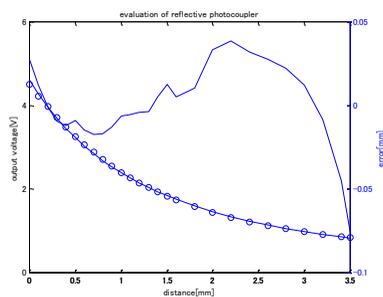
$$V = \frac{k_1}{(d + k_2)^2}$$

同じように $y = a_1 x_1 + a_2 x_2$ の形に変形



46

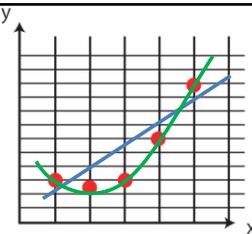
簡易化(結果)



47

レポート課題(1)

次のデータ系列に対して、
Scilabを用いて、
(1) 直線による近似、
(2) 2次曲線による近似を適用、
パラメータを求め、
曲線とデータをグラフに描け



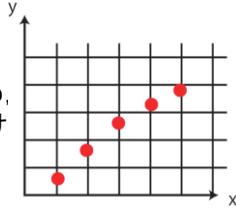
x	1.0	2.0	3.0	4.0	5.0
y	3.0	2.5	3.0	6.0	10.0

なおScilabでは行列Aの擬似逆行列はpinv(A)で直接求めることができる。
当然自分でinv(A*A)*A'をやっても同じ。

48

レポート課題(2) (余裕のある場合)

次のデータ系列に対して,
 $y = a_1 * \log(x) + a_2$
 を仮定してパラメータを求め,
 曲線とデータをグラフに描け
 (やや難?)



x	1.0	2.0	3.0	4.0	5.0
y	0.5	1.9	2.7	3.3	3.7

49

計測と行列(事例): CT

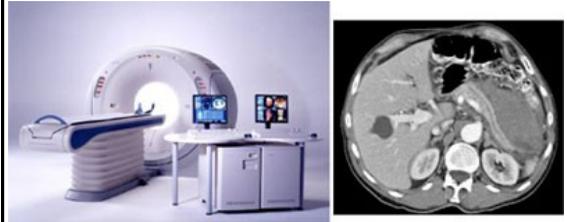
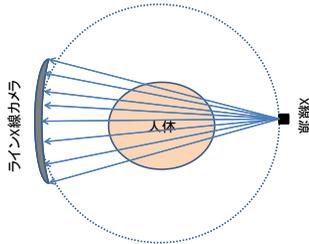


図1. X線CTと画像例

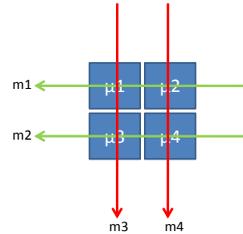
CT:Computational Tomography: 計算による断層撮影
 周囲からの計測により, 断面/3D形状を再構成

X線CT



- 体内を貫通したX線をライン状カメラで検出=射影
- 装置自体を回転することで, 射影データを一周分取得

(参考)X線CT

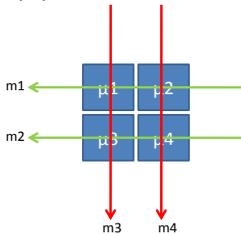


- $m_1 = \mu_1 + \mu_2$
- $m_2 = \mu_3 + \mu_4$
- $m_3 = \mu_1 + \mu_3$
- $m_4 = \mu_2 + \mu_4$

$$\begin{bmatrix} m_1 \\ m_2 \\ m_3 \\ m_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \mu_3 \\ \mu_4 \end{bmatrix}$$

- 人体が4ブロックに分かれていたとする。
- それぞれX線を吸収する能力(線減衰係数)が異なる。 $\mu_1 \sim \mu_4$ とする(未知数)
- 2方向から観測, 断層データ2種。データ数4獲得
- 連立方程式⇒行列⇒逆行列⇒ $\mu_1 \sim \mu_4$ を取得

レポート課題(3)



計測データがそれぞれ
 $m_1=8, m_2=9, m_3=6, m_4=5$
 の時, Scilabを用いて断面の透過分布 $\mu_1 \sim \mu_4$ を求めよ。

53