

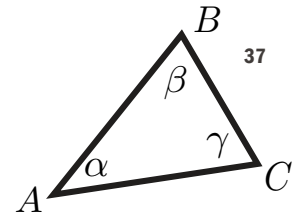
# ME 10-1 : Agenda

- Compensation paramétrique
  - linéaire – exemple: triangle + générale
  - non-linéaire compact (polycopié)
  - développé – exemple: tableau + logarithme sur Moodle
  
- Résolution
  - taille des matrices – à inverser:  $u \times u$
  - Solution numérique d'une exemple
  - Solution analytique d'autres exemples



# Exemple de triangle en compensation paramétrique

$$\begin{aligned} \ell_\alpha &= 035.471 \text{ gon} \\ \ell_\beta &= 107.383 \text{ gon} \\ \ell_\gamma &= 057.122 \text{ gon} \end{aligned}$$



- Avant (connu en conditionnelle)

$$(\ell_\alpha - v_a) + (\ell_\beta - v_b) + (\ell_\gamma - v_g) - 200 = 0$$

- Procédé « paramétrique »
  - Une équation par chaque observation
  - Paramètres indépendants?
    - Pas plus des paramètres que nécessaires
    - (sinon pas de redondance, ou problème combiné)
  - Pratiquement comment?
- [www.ttpoll.eu](http://www.ttpoll.eu)
- Room: ME4U (en majuscules)

$$\ell - \mathbf{v} = f(\mathbf{x})$$

# Rappelle compensation paramétrique

## ■ Modèles

- générale  $l - \mathbf{v} = f(\mathbf{x})$
- **linéaire** ? (tableau)
  - en vecteur - matrice

$$(l - \mathbf{a}_0) - \mathbf{v} = \mathbf{A}\mathbf{x}$$

- développé

$$\begin{cases} \check{l}_1 = a_{10} + a_{11}\check{x}_1 + \cdots + a_{1u}\check{x}_u \\ \vdots \\ \check{l}_n = a_{n0} + a_{n1}\check{x}_1 + \cdots + a_{nu}\check{x}_u \end{cases}$$

$$\begin{bmatrix} l_1 \\ \vdots \\ l_n \end{bmatrix} - \underbrace{\begin{bmatrix} a_{10} \\ \vdots \\ a_{n0} \end{bmatrix}}_{\mathbf{a}_0} - \begin{bmatrix} v_1 \\ \vdots \\ v_n \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1u} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{n1} & \cdots & a_{nu} \end{bmatrix}}_{\mathbf{A}} \underbrace{\begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_u \end{bmatrix}}_{\mathbf{x}}$$

# Rappelle

## compensation paramétrique

### Modèles

- générale  $l - \mathbf{v} = f(\mathbf{x})$
- Non-linéaire ? (tableau)
  - en vecteur - matrice

$$\begin{cases} l_1 - v_1 = f_1(\check{x}_1 + \dots + \check{x}_u) \\ \vdots \\ l_n - v_n = f_n(\check{x}_1 + \dots + \check{x}_u) \end{cases}$$

$$\begin{bmatrix} \dot{v}_1 \\ \vdots \\ \dot{v}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} l_1 \\ \vdots \\ l_n \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} f_1(\dot{x}_1 + \dots + \dot{x}_u) \\ \vdots \\ f_n(\dot{x}_1 + \dots + \dot{x}_u) \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \dot{v}_1 \\ \vdots \\ \dot{v}_n \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} v_1 \\ \vdots \\ v_n \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} a_{11} & \dots & a_{1u} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{n1} & \dots & a_{nu} \end{bmatrix}}_{\mathbf{A} = \frac{\partial f_i(\cdot)}{\partial \mathbf{x}}} \underbrace{\begin{bmatrix} \delta x_1 \\ \vdots \\ \delta x_u \end{bmatrix}}_{\delta \mathbf{x}}$$

# Exemple de logarithme en compensation paramétrique

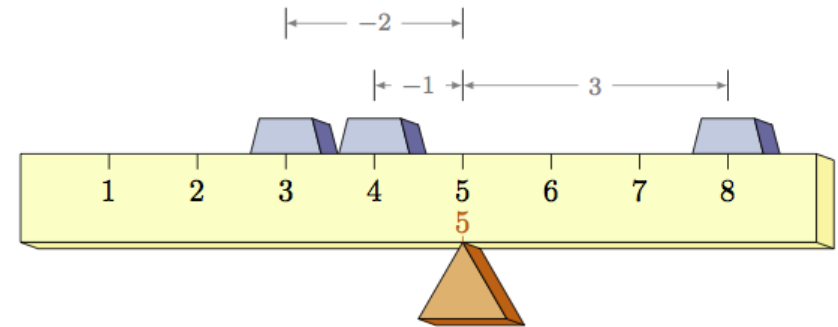
- Modèles

- Non-linéaire  $\ell - \mathbf{v} = f(\mathbf{x})$

- Logarithme  $\ell_i - v_i = f_i(a, b) = a \cdot \ln(b + t_i)$

- Résolu sur Moodle

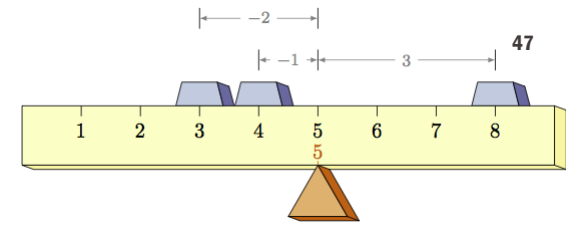
# Moyenne arithmétique en c. paramétrique



- Objectifs
  - applique le concept des moindres carrés
  - apprivoiser les formules générales
  
- Poser le problème dans le cas général
  - minimum sous conditions (Lagrange)
  - dériver par rapport à  $\mathbf{v}$ , à  $\mathbf{k}$  et à  $\mathbf{x}$
  - résoudre le système d'équations
  
- Court-circuiter Lagrange (merci à Gauss ;-))
  - grâce au modèle simple, placer  $\mathbf{x}$  dans  $\mathbf{v}$  (après  $\mathbf{k}$  devient inutile)
  - dériver la forme quadratique uniquement par rapport à  $\mathbf{x}$
  - déjà fait pour introduire les moindres carrés **Exo7** et cela n'avait surpris personne!
  - retour ou solution avec corrélations (semaine 4 "au garage")

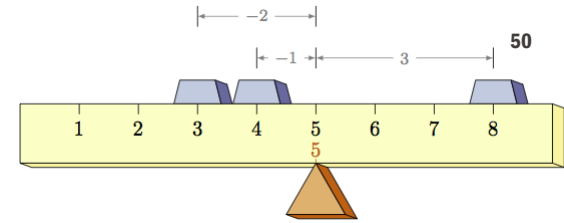
# moyenne pondérée en c. paramétrique

## poser le problème :



# moyenne pondérée en c. paramétrique

## poser le problème :



$$\left. \begin{array}{l} \check{l}_1 = \check{x} \\ \vdots \\ \check{l}_n = \check{x} \end{array} \right\} \left. \begin{array}{l} l_1 - v_1 = x \\ \vdots \\ l_n - v_n = x \end{array} \right\} \begin{bmatrix} l_1 \\ \vdots \\ l_n \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} v_1 \\ \vdots \\ v_n \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}}_{\mathbf{a}_0} + \underbrace{\begin{bmatrix} 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}}_{\mathbf{A}} x$$

Objectif général:  $\Omega = \mathbf{v}^T \mathbf{P} \mathbf{v}$

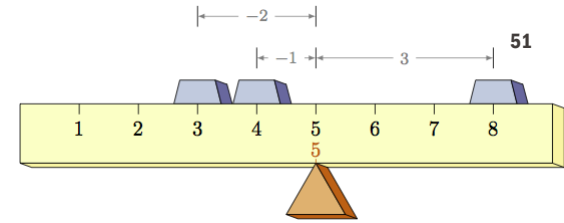
si  $\mathbf{P} = \mathbf{I}_n \implies \Omega = \mathbf{v}^T \mathbf{v} = \begin{bmatrix} v_1 & \dots & v_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_1 \\ \vdots \\ v_n \end{bmatrix} = \sum_{i=1}^n v_i^2$

À minimiser soi par Gauss (Exercice 7) [car simplification possible]  
ou par Lagrange ... (suit)

# moyenne pondérée en c. paramétrique

## solution poids unificateurs

$$\Omega = \mathbf{v}^T \mathbf{v} = \sum_{i=1}^n v_i^2$$



Lagrange:  $\Omega = \sum v_i^2 - 2k_1(\ell_1 - v_1 - x) - \dots - 2k_n(\ell_n - v_n - x)$

$$\frac{\partial \Omega}{\partial x} = 2k_1 \dots 2k_n = 0 \quad \implies \sum k_i = 0$$

$$\left. \begin{array}{l} \frac{\partial \Omega}{\partial v_1} = 2v_1 + 2k_1 = 0 \\ \vdots \\ \frac{\partial \Omega}{\partial v_n} = 2v_n + 2k_n = 0 \end{array} \right\} \implies \sum v_i + \sum k_i = 0$$

$$\left. \begin{array}{l} \frac{\partial \Omega}{\partial k_1} = -2(\ell_1 - v_1 - x) = 0 \\ \vdots \\ \frac{\partial \Omega}{\partial k_n} = -2(\ell_n - v_n - x) = 0 \end{array} \right\} \implies \sum \ell_i - \sum \hat{v}_i - n \hat{x} = 0$$

$$\implies \hat{x} = \frac{\sum \ell_i}{n}$$

# moyenne pondérée en c. paramétrique

## exemple ME4 - au garage

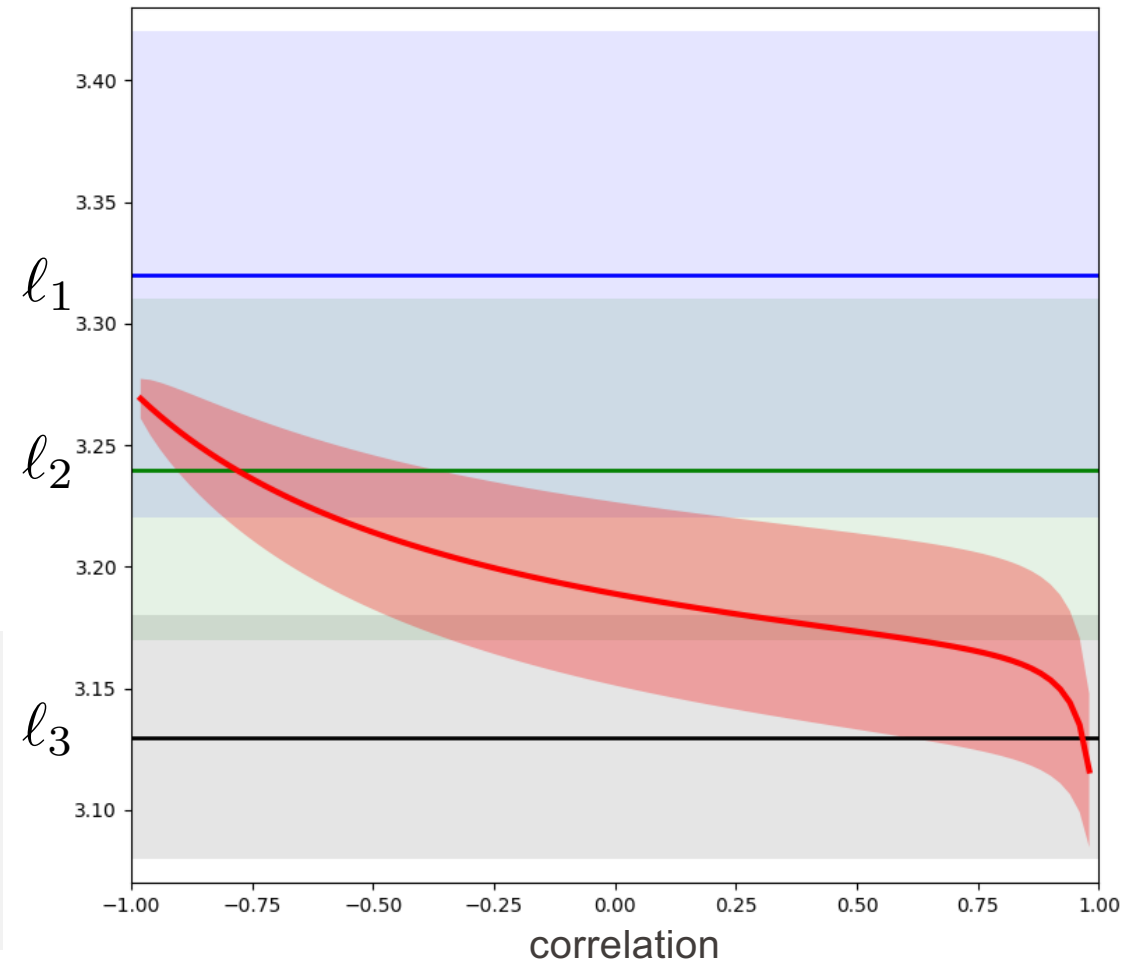
garage\_demarche.py

```
# Modèle pour 3 observations
obs = np.array([3.32, 3.24, 3.13])
A = np.array([[1, 1, 1]]).T

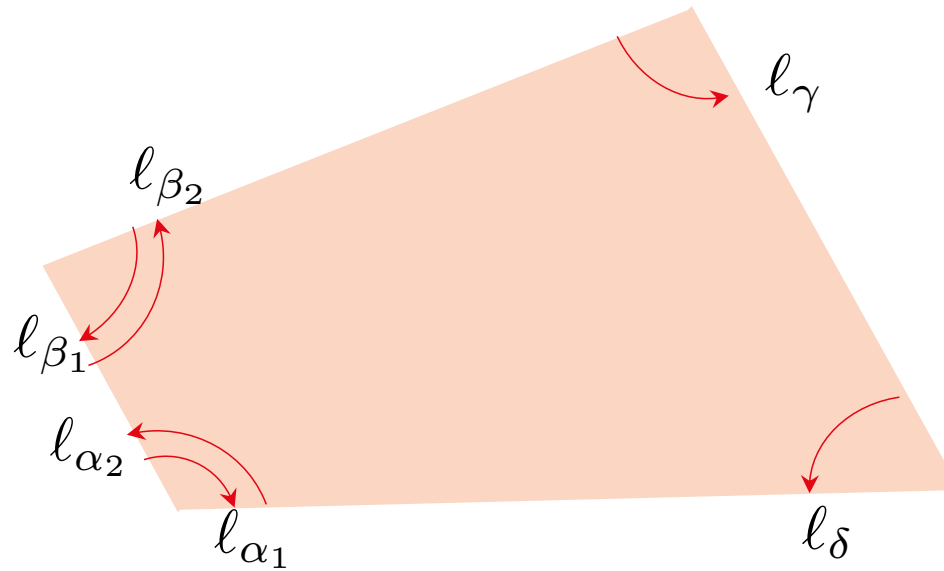
for i in range(maxi):
    # rho[i] = . . .
    # Matrice de cofacteurs variable
    Q11[0, 1] = q[0] * q[1] * rhoab[i]
    Q11[1, 0] = Q11[0, 1]
    P = np.linalg.inv(Q11) # poids

# Compensation paramétrique
N = np.linalg.inv(A.T @ P @ A)
Aux = N @ A.T @ P
xcomp = Aux @ obs # paramètre comp.
moy[i] = xcomp # selon rho[i]
```

rouge – moyenne pondérée en fonction de **corrélation** entre les mesures 1 & 2



# Exemple - Quadrilatère



- Observations

$\alpha$  2×,  $\beta$  2×,  $\gamma$ ,  $\delta$

$$\sigma_\alpha = \sigma_\beta = \sigma_\gamma = \sigma_\delta = \sigma_a$$

- Solution(s)

A. Proposez vous-même (par 2 ou 3)

B. Montrez-le au tableau

## Poser le problème

1. Combien des mesures ?
2. Choix des paramètres ?
3. Modèle stochastique = ?

- Lire
  - Sec. 4.3 Itération et convergence (1 p)
  - Énoncé: Exercice 10, polycopié 4.9.2 (p 90-92)