

Cours M2Pi :

CV \mathbb{D} , thm lem,

& transport optimal



Séance 11

25 October
2021



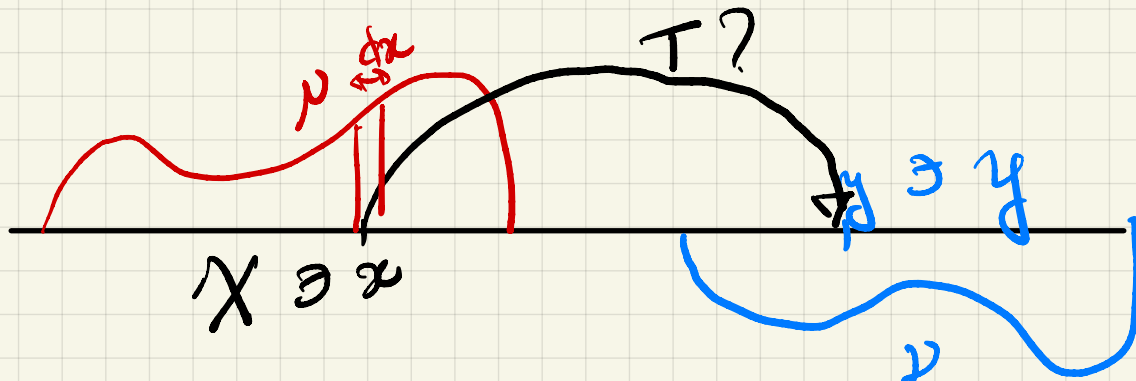
Partie 3: Une introduct°

au transport optimal

I Présentat° des objectifs.

Soient X et Y deux espaces polonais (penser ouverts de \mathbb{R}^n).

* Le problème historique de Monge.



Soit $c: X \times Y \rightarrow \mathbb{R} \cup \{+\infty\}$ fonct° de coût.
 $(x, y) \mapsto c(x, y)$

Le but est de transporter une distribut° de masse ν sur une autre ν ; en minimisant le coût c .

Il en découle un certain nombre de contraintes naturelles (\forall Modélisat°)

$\hookrightarrow \nu(X) = \nu(Y)$. En normalisant à 1

on a : $\mu \in \mathcal{M}_+(\mathcal{X})$; $\nu \in \mathcal{M}_+(\mathcal{Y})$.

$\hookrightarrow T_*\mu = \nu$ si $T: \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{Y}$ est
l'applicat° de transport ($T_*\mu = \text{mesure}$)
image

Donc

Monge (1781) "Mémoire sur la théorie des
déblais & des remblais"

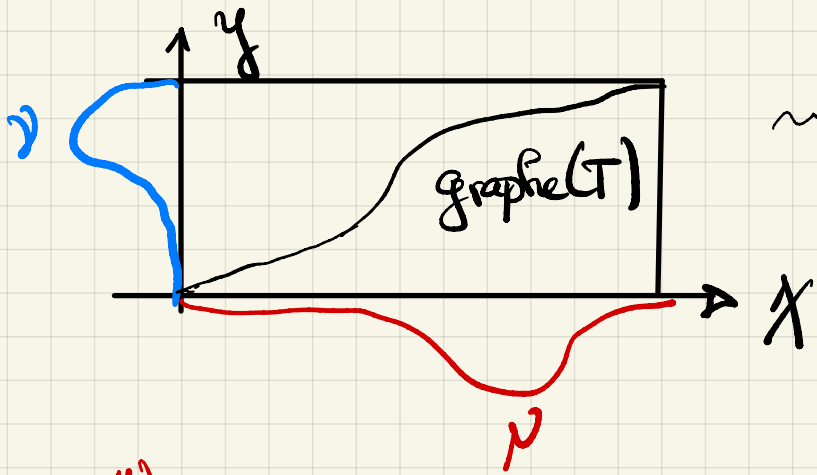
$$W_c^{\text{Monge}}(\mu, \nu) := \inf_{T: T_*\mu = \nu} \int_{\mathcal{X}} \mu(dx) c(x, T(x))$$

Le problème de Monge est une optimisat°
sous contraintes non-linéaires. De ce point de vue,
le problème de Monge semble difficile à résoudre.

* La relaxat° de Kantorovich :

En 1942, Kantorovich proposa une relaxat°
dans un papier "On the translocat° of masses"
à l'académie des sciences de l'URSS
(Doklady).

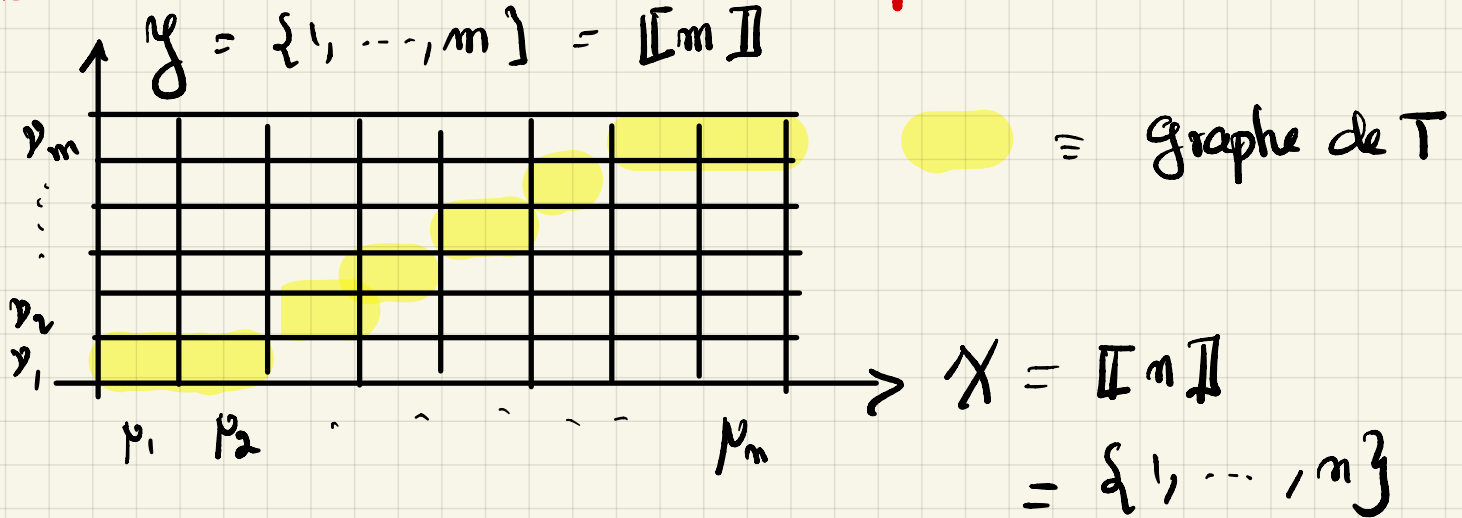
Idee : Permettre le "splitting" de masse.



→ Mesure naturelle sur $X \times Y$

$$\pi(dx, dy) = \mu(dx) \delta_{T(x)}(dy)$$

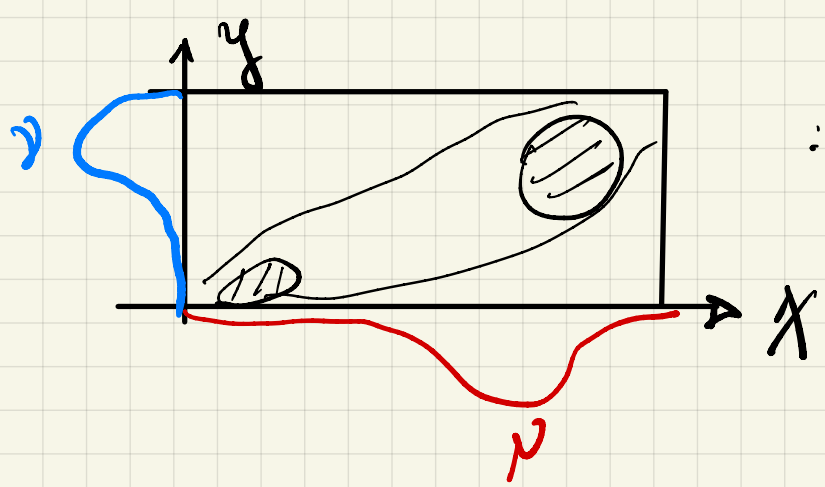
⚠ En discret très instructif :



Nécessairement

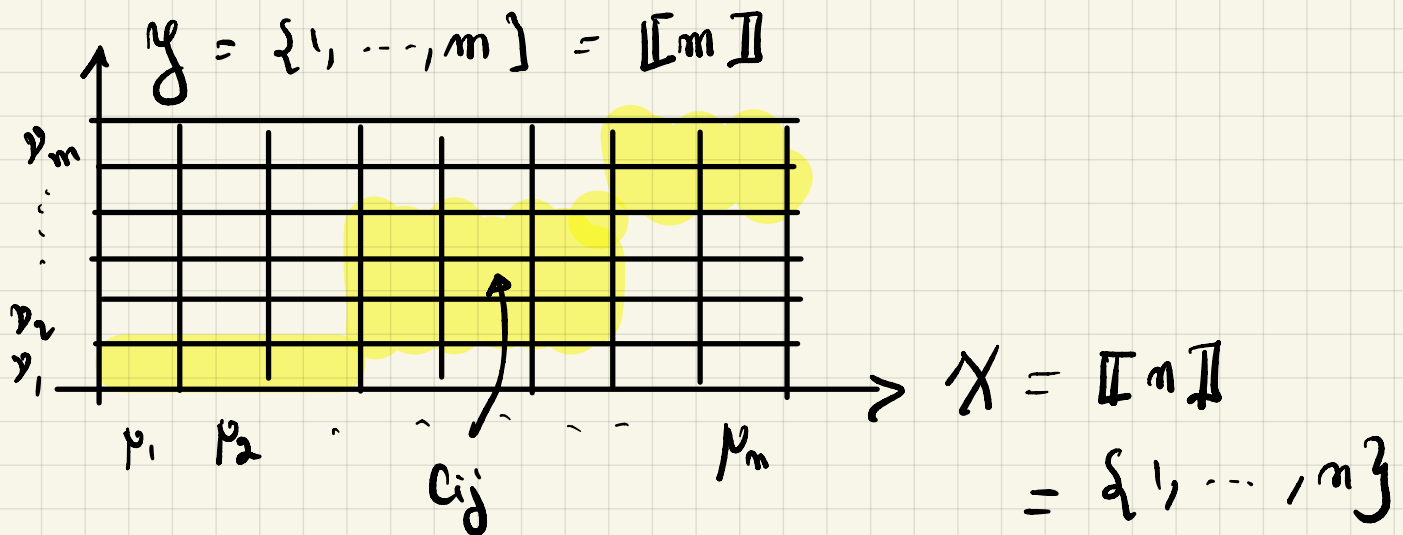
$$\forall j \in [m], \nu_j = \sum_{i: T(i)=j} \mu_i \quad \left(\begin{array}{l} \text{C'est juste} \\ T_* \mu = \nu \end{array} \right)$$

C'est bien moins général que de considérer



$$\begin{aligned} \pi(\mu, \nu) &= \{ \pi \in \mathcal{D}_b(X \times Y) \mid \\ &\quad (P_1)_* \pi = \mu, (P_2)_* \pi = \nu \} \\ &= \mathcal{L}[X, Y] \\ &\text{où } \mathcal{L}(X) = \mu, \mathcal{L}(Y) = \nu \end{aligned}$$

⚠ Le discret est toujours aussi instructif



Nécessairement

$$\forall i \in [m], \quad \mu_i = \sum_{j=1}^m c_{ij}$$

$$\forall j \in [m], \quad \nu_j = \sum_{i=1}^m c_{ij}$$

Ainsi

Problème de Kantorovich

$$W_c(\mu, \nu) := \inf_{\pi \in \Pi(\mu, \nu)} \int_{X \times Y} c(x, y) \pi(dx, dy)$$

$$= \inf_{\substack{\mathcal{L}(X) = \mu \\ \mathcal{L}(Y) = \nu}} \mathbb{E} c(X, Y)$$

Clairement $W_c^{\text{Monge}}(\mu, \nu) \geq W_c(\mu, \nu)$

car l'optimisat^o pour le pb de Monge se fait sur un espace plus petit :

$$\left\{ \mu(dx) \delta_{\{\pi(x)\}}(dy) \right\} \subseteq \Pi(\mu, \nu)$$

Applicat^o de transport

Couplages / Plans de transport

Prak:

$$\int_X \mu(dx) c(x, \pi(x)) = \int_{X \times Y} \underbrace{\mu(dx) \delta_{\pi(x)}(dy)}_{\pi(dx, dy)} c(x, y)$$

Plan de transport venant d'une applicat^o de transport -

De façon informelle, visible surtout au niveau discret, Kantorovich permet le "splitting" des masses $(\mu_i; i \leq m)$ et restaure la symétrie entre X et Y .

Passi Kantorovich relâche les contraintes non-linéaires de Monge en des contraintes linéaires.

Remarque: Gain conceptuel considérable

car le problème de Kantorovich est

- linéaire en π .
- $\pi \in \Pi(\mu, \nu)$ convexe, obtenue par contrainte linéaire sur $\mathcal{M}_1(X \times Y)$.

De ce point de vue, il semble bien plus facile de résoudre Kantorovich que Monge

Exemple: (Masse de Dirac)

$$\nu = \delta_a \quad (\text{ou } Y = \{a\})$$

Alors problème de Monge et de Kantorovich coïncident avec

$$\begin{aligned} W_c(\mu, \nu) &= \inf_{\pi \in \Pi(\mu, \nu)} \int c(x, y) \pi(dx, dy) \\ &= \int_X c(x, a) \mu(dx) \end{aligned}$$

* Exemple important: Espaces discrets et masses identiques

$$X \approx Y \approx \mathbb{I} \llbracket n \rrbracket$$

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \delta_{x_i} \quad ; \quad \nu = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \delta_{y_j}$$

$\rightsquigarrow \pi \in \Pi(\mu, \nu)$ de la forme

$$\pi = \left(\frac{1}{n} \pi_{ij} \right)_{1 \leq i, j \leq n}$$

$$\rightsquigarrow \begin{cases} (p_1)_* \pi = \mu \\ (p_2)_* \pi = \nu \end{cases} \iff \frac{1}{n} = \sum_j \frac{\pi_{ij}}{n} \iff 1 = \sum_j \pi_{ij}$$

$$= \sum_i \frac{\pi_{ij}}{n} = \sum_i \pi_{ij}$$

$\iff \pi \in \mathcal{D}_n \equiv$ Matrices $n \times n$
bistochastiques

$$\text{Donc } W_c(\mu, \nu) = \inf \left\{ \frac{1}{n} \sum_{i,j=1}^n c(x_i, y_j) \pi_{ij} \mid \pi \in \mathcal{D}_n \right\}$$

On peut encore grandement expliciter.

Exos: $\left. \begin{array}{l} \text{Thm de Choquet} \\ \text{Thm de Birkhoff} \end{array} \right\}$ cf Villani. Intro.

\triangleleft convexe
compact

Par le **Thm de Choquet**, la minimisat^o sur
le convexe borné \mathcal{D}_n de la forme linéaire

$\pi \mapsto \frac{1}{n} \sum_{i,j=1}^m c(x_i, y_j) \pi_{ij}$ est atteinte
sur des points extrémaux $\in \text{ext}(\mathcal{D}_n)$

$\text{ext}(\mathcal{B}_n) =$ Points extrémaux

$$= \left\{ x \in \mathcal{D}_n \mid \begin{array}{l} x \text{ ne peut s'écrire} \\ x = \lambda y + (1-\lambda)z \\ (x, y) \in \mathcal{D}_n \times \mathcal{D}_n, \lambda \in]0, 1[\end{array} \right\}$$

Par le **thm de Birkhoff** : $\text{ext}(\mathcal{B}_n) = \mathcal{P}_n$

Donc $W_c(\mu, \nu) = \inf_{\sigma \in \mathcal{P}_n} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^m c(x_i, y_{\sigma(i)})$

connu sous le nom de

"Matching Problem" / "Problème d'affectat^o
optimale"

Solut^o algorithmique en $O(n^3)$

appelé "Algorithme hongrois"

ou encore "Algorithme de Kuhn-Munkres"

(cf Wikipedia)

⚠ Bcp trop lent pour une utilisat^o
systématique ... Il y a bien mieux
aujourd'hui : Sinkhorn.

Exercice : Du "transport optimal"

se cache derrière la distance de
Lévy-Prokhorov.

Dans ce cours, nous nous intéressons
aux questions :

□ Est-ce que le problème de Kantorovich
est bien posé ? Admet-il une solut^o π^* ?

→ Dualité (convexe) de Kantorovich.

□ Peut-on déduire une applicat^o de
transport T^* à partir d'un plan
de transport optimal π^* ?

Càd quand le pb de Kantorovich
et le pb de Monge coïncident ?

\Rightarrow Théorème de Brenier -

□ Calcul effectif ? Sinkhorn.