



# Planification inverse et stratégies d'optimisation dans les TPS



Dr Frédéric Miéville,  
physicien médical SSRPM

HESAV – Bsc-S3  
29.10.2020

Frédéric Miéville, PhD | Service de radio-oncologie | 29.10.2020 | 1

## Objectifs

- Connaître la différence entre la planification direct et la planification inverse
- Savoir expliquer le concept d'optimisation basé sur une fonction de coût
- Connaître et expliquer les deux grandes stratégies d'optimisation
- Savoir la différence entre un plan en fluence et en plan segmenté
- Connaître l'idée de la stratégie *Multi-criteria Optimization (MCO)*



Frédéric Miéville, PhD | Service de radio-oncologie | 29.10.2020 | 2

## Plan du cours

- Rappels
- La planification direct
- Pourquoi sommes-nous arrivé à la planification inverse ?
- Le concept d'optimisation basé sur une fonction de coût
- Deux types de stratégies d'optimisation
  - i. Déterministes
  - ii. Stochastiques
- Notion de contraintes
- La segmentation IMRT et VMAT
- Pour aller plus loin... *Multi-criteria Optimization* (MCO) et frontière de Pareto
- Résumé
- Exercice et corrigé



## Concepts de planifications direct et inverse

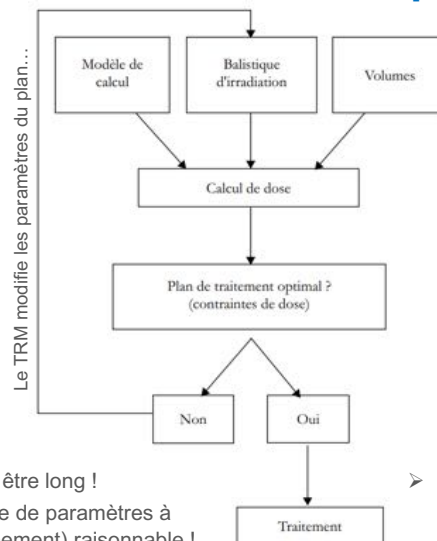


## La planification direct : concept

- La planification direct est ce que l'on appelle plus couramment la **radiothérapie conformationnelle en 3D (3DCRT)**
- C'est la première technique ayant découlé de l'apparition du CT scanner (imagerie 3D)
- Elle s'applique aussi bien pour les **photons** que pour les **électrons**
- La création d'un plan 3DCRT se déroule généralement de la façon suivante :
  1. Le dosimétriste reçoit:
    - a. Les données anatomiques du patient (images CT)
    - b. Les volumes du médecin (volumes cibles et organes à risque)
    - c. Une prescription médicale
  2. Le dosimétriste définit une balistique de traitement (nombres de champs de traitement, énergie, orientation, MLC, filtre, etc.)
  3. Le TPS calcule la dosimétrie par un algorithme de calcul
  4. La dosimétrie est évaluée (isodoses 2D et DVH)



## La planification direct : concept



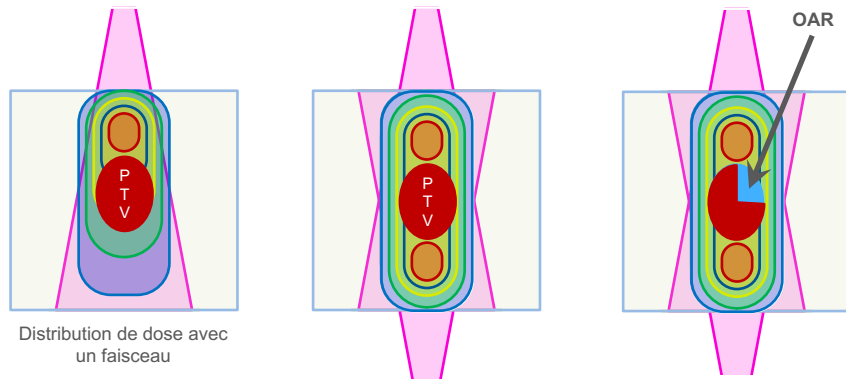
- Processus qui peut être long !
- Il faut que le nombre de paramètres à ajuster soit (humainement) raisonnable !

➤ Il faut que les faisceaux restent *simples* (donc pas de modulation d'intensité...)



## La planification direct : distribution de dose

- Quelle est le type de distribution de dose et les caractéristiques engendrées par une planification direct basée sur un faisceau de photons ?

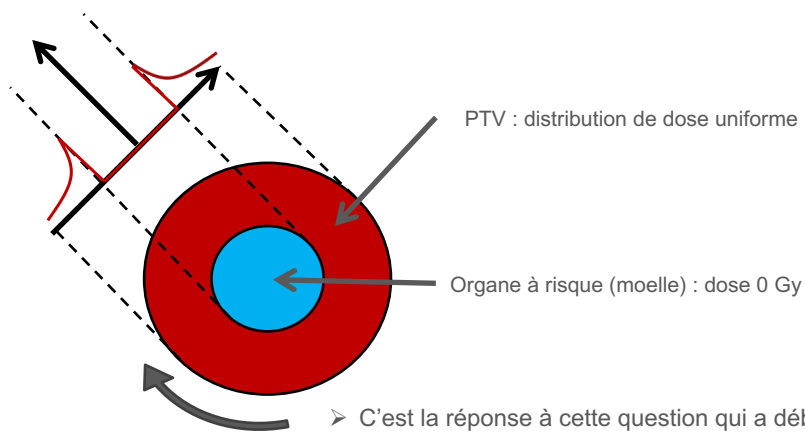


- Est-ce que cette solution est aujourd'hui adaptée ?



## Problème inverse

- Quel profil de fluence permet d'obtenir la distribution de dose ci-dessous pour une irradiation rotationnelle (le gantry tourne autour du patient) ?

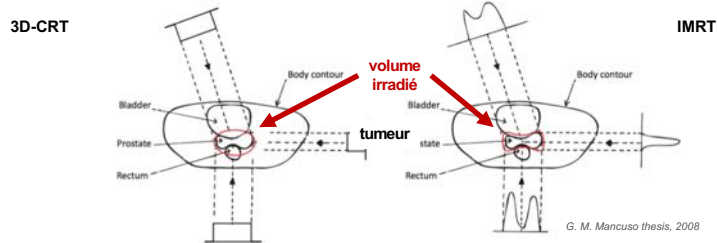


- C'est la réponse à cette question qui a débouché sur l'**IMRT/VMAT** et la **planification inverse**



## Pourquoi l'IMRT ?

- Motivation : pour avoir une dosimétrie **homogène** et **conformationnelle**, on a besoin de champs avec des **intensités non uniformes**



- Définition : L'IMRT est une technique de traitement basée sur l'utilisation de faisceaux d'incidences multiples et dont **l'intensité est modulée\***. La dose délivrée au volume cible (PTV) est la superposition de ces faisceaux. Les degrés de libertés (angle d'incidence, intensité) sont ajustés afin d'optimiser la couverture au PTV et de diminuer la dose aux organes à risques (OAR)



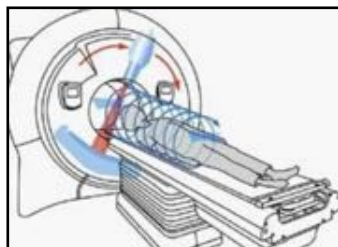
*Idée de A. Brahme (1982)*

\* IMRT statique = le gantry est statique mais le MLC bouge, VMAT et IMRT rotationnel = le gantry tourne et le MLC bouge



## Pourquoi l'IMRT ?

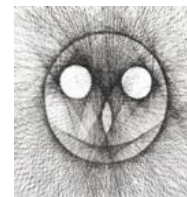
- Alternative : Mackie propose une **solution rotationnelle** appelée Tomotherapy\*



*Idée de T. R. Mackie (1993)*

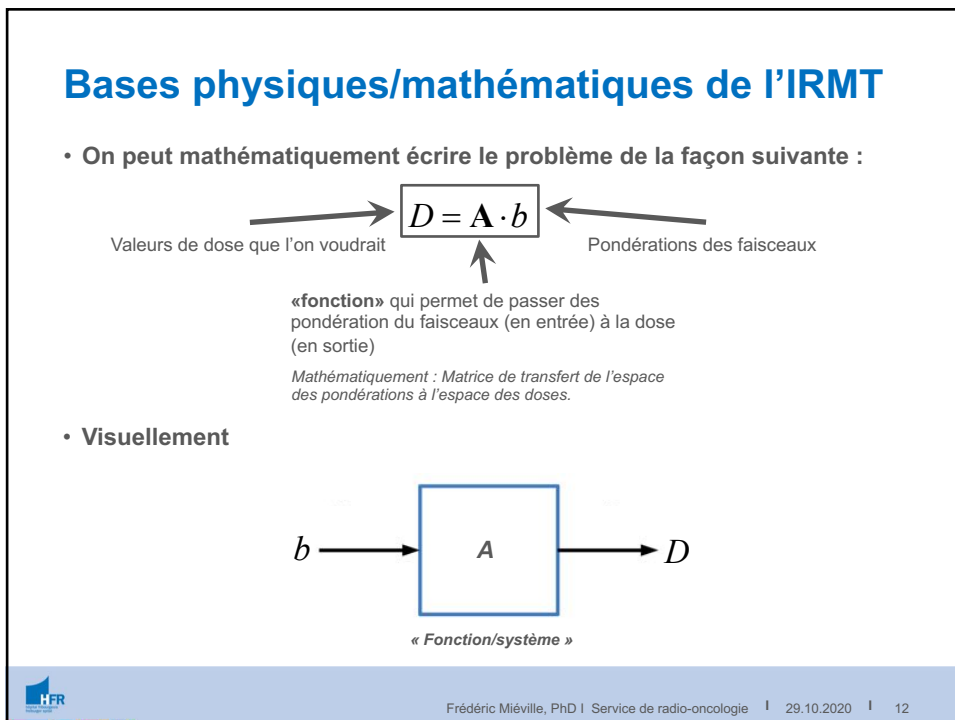
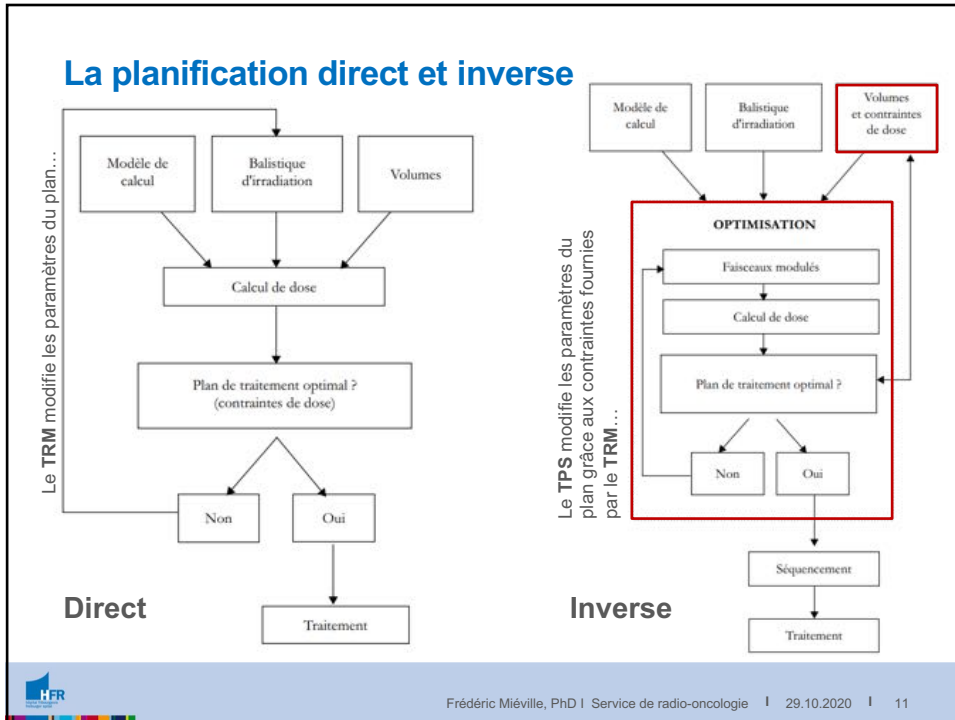
\* le gantry tourne, le MLC bouge et la table avance

- L'IMRT rotationnel permet une grande flexibilité due au nombreux **degrés de liberté**.
- L'optimisation ne peut plus être «faite à la main» d'où l'introduction du concept de **planning inverse**



*G. D. Birkhoff (1940): Dessin composé uniquement de ligne droite. Construire ce type de diagramme est mathématiquement équivalent à résoudre un problème de planning inverse IMRT*





## Bases physiques/mathématiques de l'IRMT

Il suffit d'inverser le problème...

$$\boxed{A^{-1} \cdot D = b} \quad \text{ou} \quad D \longrightarrow \boxed{A^{-1}} \longrightarrow b$$

« Fonction/système inverse »

... mais pas toujours possible

- Générerait des pondérations négatives
- Matrice trop grande
- Temps de calcul trop long

**La matrice est *ill-conditioned* (mal conditionnée)**

- Il existe beaucoup de vecteur  $b$  tels qu'appliquée à  $A$  donnent  $D$
- Plusieurs solutions numériques existent

**Autre difficulté**

- Comment l'utilisateur peut définir  $D$  dans le TPS ?
  - Il faut trouver une autre approche car **une inversion de la matrice  $A$  pose globalement trop de problèmes**



## Concept et algorithmes d'optimisation



## Optimisation basée sur le concept de coût

C'est un **processus itératif** qui va permettre de converger vers une solution «**optimum**»

**Exemple (simple) : on veut trouver la valeur minimum d'un dé**

- On définit une fonction de coût, par exemple :

$$\text{Coût} = \text{valeur dé} * 1000$$

- On garde la solution qui produit la fonction de coût minimal (minimisation du coût)
- On répète l'opération plusieurs fois.

Essayons :

- On choisit une valeur initiale au hasard, par exemple  $v_0 = 4$  (coût = 4000)
- On jette le dé,  $v_1 = 5 \rightarrow$  coût = 5000  $\rightarrow$  on garde donc  $v_0 = 4$  (car  $4000 < 5000$ )
- On jette le dé,  $v_2 = 3 \rightarrow$  coût = 3000  $\rightarrow$  on garde donc  $v_2 = 3$
- On jette le dé,  $v_3 = 6 \rightarrow$  coût = 6000  $\rightarrow$  on garde donc  $v_2 = 3$
- On jette le dé,  $v_4 = 1 \rightarrow$  coût = 1000  $\rightarrow$  on garde donc  $v_4 = 1$
- On jette le dé,  $v_5 = 2 \rightarrow$  coût = 2000  $\rightarrow$  on garde donc  $v_4 = 1$
- On remarque que l'on converge **vers la valeur 1** (qui est bien le minimum du dé) !



## Optimisation basée sur le concept de coût

**Processus itératif**

- Le coût est recalculé après chaque itération
- Le changement est accepté s'il mène à un coût inférieur
- Le but final est de trouver **le minimum de la fonction de coût**<sup>1</sup>

**Exemple (radiothérapie) :**

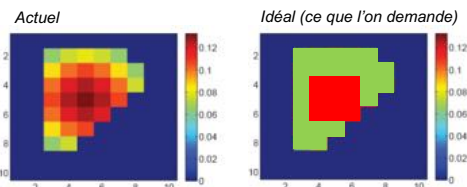
$$\text{cout} = \sum_{i=1}^n p_i (D_i - D_i^{\text{idéal}})^2$$

$D_i$  est la dose que l'on a dans le voxel  $i$

$D_i^{\text{idéal}}$  la dose que l'on aimerait dans le voxel  $i$

$p_i$  est un poids qui donne une importance au voxel considéré

$n$  est le nombre total de voxels



Exemple d'un segment de MLC

<sup>1</sup> Il y a plusieurs sortes de fonction de coût mais la plus utilisée est celle des moindres carrés (*Mean-Squared Error cost function*)





## Méthode d'optimisation

### Deux grandes familles d'algorithmes

- i. Algorithmes **déterministes**
- ii. Algorithmes **stochastiques** (ou aléatoires)

### Algorithmes déterministes

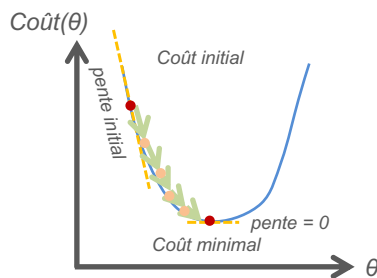
- Avantage : rapides
- Désavantage : la solution peut être **bloquée** dans un **minimum local** et donc on a le risque de jamais arriver à la meilleure solution
- Exemple : **méthode du gradient**, méthode du gradient conjugué, méthode de la plus grande pente (*steepest descent*), etc.

### Algorithmes stochastiques

- Avantage : moins sensibles aux minimums locaux (théoriquement insensible), permet théoriquement d'atteindre le **minimum global**
- Désavantage : lents, beaucoup de paramètres à régler
- Exemple : **recuit simulé** (*simulated annealing*), algorithmes génétiques, etc.



## Méthode du gradient : concept



Formule gradient conjugué

$$x_{i+1} = x_i - \Delta dy(x_i)$$

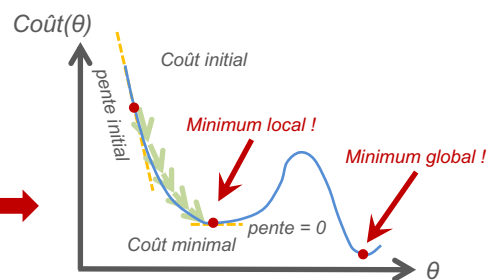
### Mais attention !

Il se peut que l'on ait pas le coût minimal et donc pas la meilleure solution...



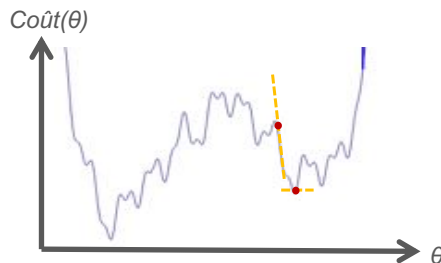
### Méthode :

- i. On détermine la pente au point où l'on est
- ii. On fait «un petit pas» dans la direction de la pente en appliquant la formule du gradient conjugué (calcul de  $x_{i+1}$ )
- iii. On répète l'opération i. et ii.
- iv. On s'arrête quand la **pente vaut zéro** (donc quand le coût est minimal localement)



## Méthode du recuit simulé : concept

« Cette méthode vient du constat que le refroidissement naturel de certains métaux ne permet pas aux atomes de se placer dans la configuration la plus solide. La configuration la plus stable est atteinte en **maîtrisant le refroidissement et en le ralentissant par un apport de chaleur externe** » (Mise au point par 3 chercheurs de la société IBM 1983)



- Si on accepte un état diminuant le coût, on tend ainsi à chercher le minimum dans le voisinage de l'état de départ
- Si on accepte un état augmentant le coût cela permet d'explorer une plus grande partie de l'espace des états et tend à éviter de s'enfermer trop vite dans la recherche d'un optimum local

- Progressivement, on diminue l'amplitude « des sauts possibles » donc on réduit l'espace que l'on explore
- On a trouvé le **minimum global** de notre fonction de coût
- La dose trouvée est le plus proche possible de la dose idéale !



## Comment spécifier $D_i^{idéal}$ ? : utilisation de contraintes

$$cout = \sum_{i=1}^n p_i (D_i - D_i^{idéal})^2$$

$D_i$  est la dose que l'on a dans le voxel  $i$

$D_i^{idéal}$  la dose que l'on aimerait dans le voxel  $i$

$p_i$  est un poids qui donne une importance au voxel considéré

$n$  est le nombre total de voxel

- La dose que l'on aimerait dans chaque voxel **n'est pas directement spécifiable** (512x512x100 images = 26.1 millions de voxels) ↓
- On introduit donc des **métriques intermédiaires** (au lieu de spécifier la dose voxel par voxel)
  - Dose min, max dans le volume spécifié
  - DVH min, DVH max sur le DVH du volume spécifié
  - EUD (Equivalent Uniform Dose) du volume spécifié
  - Etc.



## Tableau de contraintes

- Ces métriques sont regroupées dans un tableau, c'est le **tableau de contrainte**.

ROI	Type	Constrain	Gy	% Volume	% Variation	Weight	Objective Value a	gEUD
PTV 2 Prostate+VSp	Min Dose		17.5			90	0.00511689	
PTV 2 Prostate+VSp	Max DVH		18	50		40	5.03862e-05	
PTV 2 Prostate+VSp	Min DVH		18	50		40	0	
PTV 2 Prostate+VSp	Max Dose		18.5			90	0.000163892	
Vessie	Max EUD		9.5			2	0.000769994	3 9.91681
TFG	Max EUD		4			1	7.63298e-05	3 4.07814
TFG	Max EUD		4			1	7.63298e-05	3 4.07814
Genita	Max EUD		1			3	0.198227	3 1.57479
Bulbe penien	Max EUD		2			2	0.00306859	3 2.17517
Rectum	Max EUD		9.5			2	0.000406835	3 5.80297

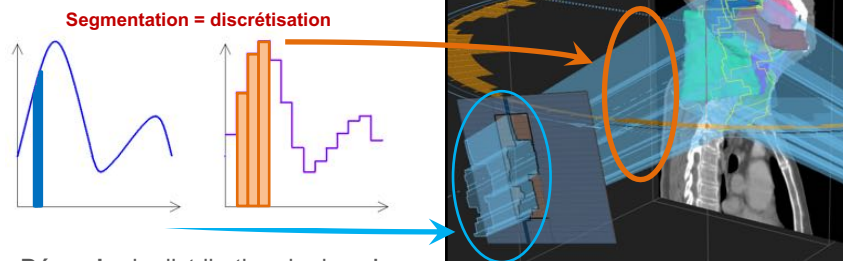
Coût total (sommés de coûts) que l'on veut mimiser Composite objective value: 0.207951 Recompute Values

- Ce tableau est déterminé/construit par l'utilisateur, généralement, de façon itérative (il ne faut pas hésiter à le modifier ou même recommencer).
- Ceci peut prendre beaucoup de temps (suivant la complexité du problème) avant d'arriver à un tableau qui va mener à une distribution de dose satisfaisante !



## Segmentation

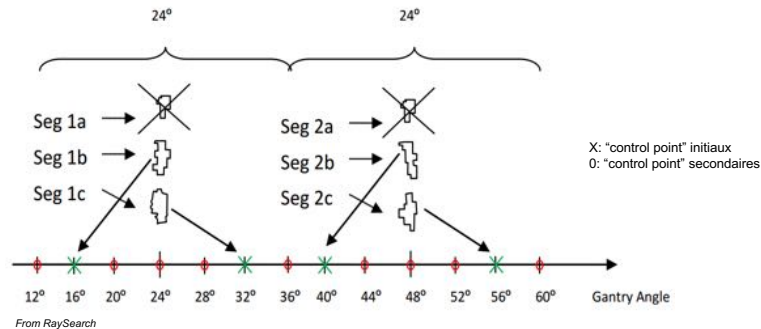
- On a vu l'optimisation de la **fluence théorique** avec les méthodes d'optimisation précédentes (fonction de coût, contraintes, etc.)
- Maintenant, il faut mettre en place la mécanique du linac (MLC, gantry, etc.) pour obtenir la **fluence réelle**



- Dégrader** la distribution de dose !
- Pour l'IMRT non rotationnelle, il y a la méthode *Direct Machine Optimisation Parameters* (DMPO), qui produit **directement la fluence réelle**



## Création d'une IMRT rotationnel: principe



- **Création de l'arc:** tous les 24° ont calculé une fluence de 3 segments chacun. On retient à chaque fois 2 segments que l'on redistribue autour l'angle considéré (+/- 8°). Ex: angle = 48°: on a un segment à 40° et un segment à 56°
- Ajout de *control points* par clonage (secondaires)
- Les contraintes mécaniques du MLC (vitesse max, débit de dose max, etc.) sont, en général, directement prises en compte durant le processus d'optimisation (mais la stratégie peut dépendre du TPS...)



## Optimisation Multicritères

- Optimisation Multicritères = *Multi-criteria Optimization* (MCO)
- Résumé :
  - On a vu que l'on avait des algorithmes pour optimiser la dose du plan. La dose est optimisée via la minimisation d'une fonction de coût. La fonction de coût est basée sur un tableau de contraintes. Le tableau de contraintes est donné par l'utilisateur.
- Problématique :
  - Si le tableau est mal construit la solution ne va pas être optimum...
  - Imaginons que l'on arrive à un plan optimum. Est-ce que ce plan sera aussi optimum pour le médecin ? Que-ce qu'une solution optimum ?
  - Sommes-nous certain d'avoir atteint la solution optimum lorsque l'on est satisfait de notre plan ? Somme-nous loin du plan optimal ?
- L'optimisation manuelle (via un tableau de contraintes) **peut être extrêmement chronophage** pour un résultat final qui **n'est pas optimal** !
- But de MCO : pouvoir **choisir** parmi un série de plan **tous optimaux** !



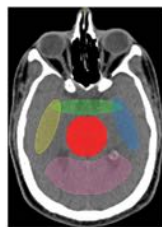


= pas évalué à l'examen

Pour aller plus loin...



### Optimisation Multicritères : exemples

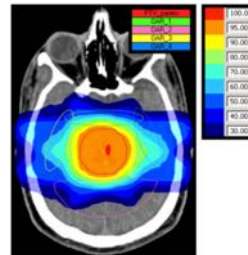
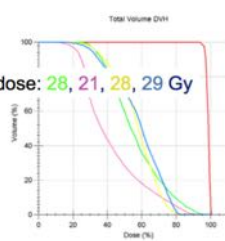


Peter Voet, ESTRO 2014

Cas A

Pas de contraintes sur OARs

Mean dose: 28, 21, 28, 29 Gy

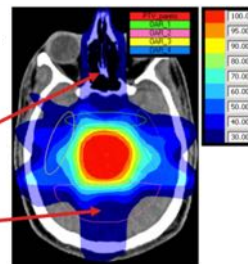
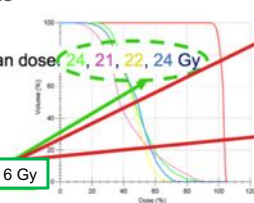


Cas B

Contraintes égales sur les OARs

Mean doses: 24, 21, 22, 24 Gy

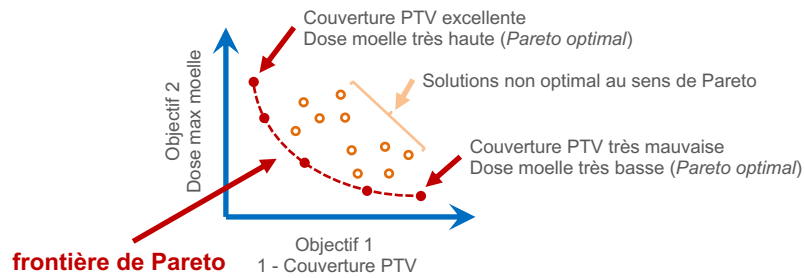
Jusqu'à 6 Gy



## Concept de «Frontière de Pareto»



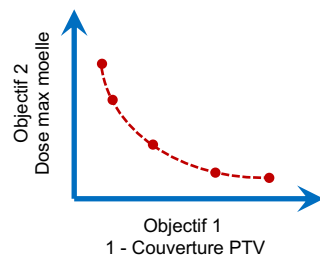
- Idée : pour deux objectifs en contradiction (ex: le PTV et un OAR), on veut trouver la solution optimum, c'est-à-dire celle **qui ne permet plus d'améliorer** un des deux objectifs **sans détériorer l'autre**.
- Toutes les solutions qui satisfont le critère ci-dessus sont dite **Optimal du point de vue de Pareto** (*Pareto optimal*)
- Toutes ces solutions forment la **frontière de Pareto** (*Pareto front*)



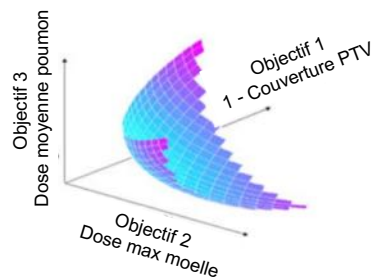
## Concept de «Surface de Pareto»



- Lorsque l'on a  $n$  objectifs ( $n > 2$ ), on ne parle plus de frontière mais de **surface de Pareto** à  $n$  dimensions



Frontière de Pareto ( $n = 2$ )



Surface de Pareto ( $n = 3$ )

- Pour  $n$  objectifs, la solution optimale est une surface de Pareto de dimension  $n-1$  dans un espace à  $n$  dimensions



## Utilisation de MCO



- L'un des premiers TPS à avoir implémenter les outils pour naviguer sur la surface de Pareto est le TPS de RaySearch
- L'implémentation (algorithme) de MCO n'est pas abordé dans ce cours
- Au niveau de l'utilisation, l'idée est de donner, par exemple:
  - Couverture PTV 90% – 100% pour 60 Gy
  - Dose max moelle 35Gy – 45 Gy
  - Dose moyenne poumon 10 Gy – 15 Gy
- Des curseurs permettent de naviguer dans ces intervalles
- Les curseurs peuvent être bloqué, ce qui réduit les possibilités pour les autres curseurs et oblige l'utilisateur à converger vers un plan



## Quelques considérations pratiques

- Actuellement, les TPS utilisent plutôt des versions d'optimisation améliorées principalement basée sur la méthode du gradient. Ceci par gain de temps.
- Le nombre de paramètres à optimiser est très important. D'où un temps relativement long pour l'optimisation d'un traitement VMAT.
  - Ordre de grandeurs : 1 arc VMAT utilisant 179 points de contrôle (CP) pour un TrueBeam Varian → 179 cp x 120 lames par segments = 21480
- Sur certains TPS (Pinnacle), on alterne une optimisation des points des segments (MU par segment) et une optimisation de la forme des segments (lames du MLC).
- Pour le TPS Tomo (Accuray), l'optimisation est principalement en fluence puis la segmentation vient à la fin.
- Pour une optimisation IMRT (non rotationnel), on a parlé souvent de DMPO (*direct machine parameter optimisation*), où la position des segments et les poids sont optimisés ensembles
- Chaque TPS a sa stratégie et il reste difficile d'en connaître tous les secrets

## En résumé :

- Pour avoir une dosimétrie **homogène** et **conformationnelle**, on a besoin de champs d'irradiation avec des intensités non uniformes
- Il faut donc être capable de **moduler la fluence** avec le MLC (création de plusieurs segments)
- Le nombre de paramètres à déterminer est extrêmement important, ce qui conduit à la notion de **planification inverse**
- Le cœur de la planification inverse repose sur **l'optimisation d'une fonction de coût**
- Il y a les méthodes d'optimisation déterministes et stochastiques
  - i. **Déterministe**: rapide mais peut être bloqué dans un minimum local
  - ii. **Stochastique**: lente mais a beaucoup plus de chance d'arriver à trouver le minimum global de la fonction de coût
- Après l'optimisation de la fluence théorique, il faut **ajouter la mécanique** pour obtenir **la fluence réelle** (celle qui sera délivrée par la machine)
- Contrairement à l'IMRT non rotationnelle, **l'IMRT rotationnel** doit encore avoir une **stratégie pour créer les segments de l'arc**

## Exercice



### Exercice : optimisation méthode du gradient

- i. Trouver visuellement le minimum de la fonction  $y(x) = -x^3 + x^2 + 60x + 20$
- ii. Trouver le minimum par la méthode du gradient sachant que:
  - Condition initial :  $x_0 = -9$  et  $\Delta = 0.05$  (pas de convergence de l'algorithme)

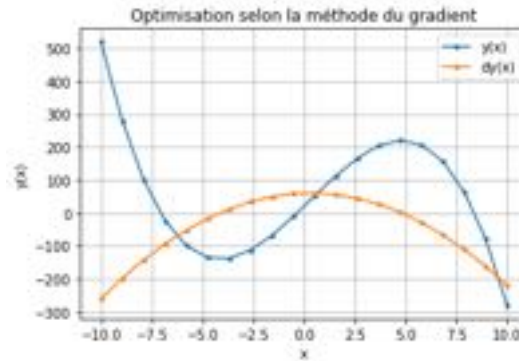
$$y(x) = -x^3 + x^2 + 60x + 20$$

$$dy(x) = -3x^2 + 2x + 60$$

Formule gradient conjugué  
 $x_{i+1} = x_i - \Delta dy(x_i)$

Aide

1. Calculer  $y(x_0)$ ,  $dy(x_0)$  puis  $x_1$
2. Puis calculer  $y(x_1)$ ,  $dy(x_1)$  puis  $x_2$
3. Continuer jusqu'à ce que:  
 $y(x_{i+1}) - y(x_i) < 0.1$



### Corrigé de l'exercice

- i. Trouver visuellement le minimum de la fonction  $y(x) = -x^3 + x^2 + 60x + 20$
- ii. Trouver le minimum par la méthode du gradient conjugué sachant que:
  - Condition initial :  $x_0 = -9$
  - Pas:  $\Delta = 0.05$

$$y(x) = -x^3 + x^2 + 60x + 20$$

$$dy(x) = -3x^2 + 2x + 60$$

Formule gradient conjugué  
 $x_{i+1} = x_i - \Delta dy(x_i)$

Réponse

$x_0 = -9.0$	$y_0 = 290.0$	$dy_0 = -201.0$	error = 207.055
$x_1 = 1.05$	$y_1 = 82.945$	$dy_1 = -58.792$	error = 166.004
$x_2 = -1.89$	$y_2 = -83.06$	$dy_2 = -45.509$	error = 57.242
<b><math>x_3 = -4.165</math></b>	<b><math>y_3 = -140.302</math></b>	<b><math>dy_3 = -0.373</math></b>	<b>error = 0.002</b>

En 3 itérations on trouve le minimum...

