

# Calcul par réseaux de neurones de la dose déposée en radiothérapie par un faisceau fin dans un volume hétérogène

Baptiste Blanpain, David Mercier, Jean Barthe

## ▶ To cite this version:

## HAL Id: hal-00452963 https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00452963

Submitted on 4 Feb 2010  $\,$ 

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers. L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés. Prépublication n° 25 | Fascicule n° 2

# Calcul par réseaux de neurones de la dose déposée en radiothérapie par un faisceau fin dans un volume hétérogène

#### Baptiste Blanpain, David Mercier, Jean Barthe

CEA, LIST, Laboratoire intelligence multi-capteurs et apprentissage Gif sur Yvette – F-91191 – France

baptiste.blanpain@cea.fr, david.mercier@cea.fr, jean.barthe@cea.fr

#### Résumé :

Une méthode de calcul de la dose déposée en radiothérapie est présentée. À partir de courbes de dose en milieu homogène, apprises par des réseaux de neurones, nous proposons une heuristique de reconstruction de la dose en milieu hétérogène, dans le cas d'une interface orthogonale au faisceau. Les premiers tests donnent une erreur maximale de 3%, qui rentre bien dans les marges de sécurité imposées par les protocoles de radiothérapie.

Mots-clés : réseaux de neurones artificiels, radiothérapie, dose, photons.

### 1 Introduction

La radiothérapie est une technique de traitement du cancer dont le principe est de détruire une tumeur au moyen d'irradiations externes successives par des rayons ionisants, tout en préservant au maximum les tissus sains. Le mode opératoire nécessite la connaissance morphologique de la tumeur ainsi que sa localisation précise dans l'organisme. Ces informations sont obtenues à partir d'images scanner ou d'IRM. Le protocole d'irradiation est alors déterminé par le médecin à l'aide d'un système de plan de traitement (TPS). Ce protocole définit l'énergie des faisceaux, leur forme, leur position et leur angle d'incidence. Toute la difficulté consiste à choisir les meilleurs paramètres, c'est-à-dire ceux qui permettront d'atteindre la distribution de dose la plus efficace et la plus sûre pour traiter le patient. C'est un problème d'optimisation qui nécessite un algorithme capable, pour un faisceau de configuration donnée, de calculer la dose déposée dans le patient. Cet algorithme doit être précis – des erreurs trop importantes pouvant amener soit des dommages sur les tissus sains, soit une irradiation insuffisante de la tumeur – et très rapide pour être utilisable en clinique. Ces dernières années, différents auteurs ont utilisé des réseaux de neurones, tirant profit de leurs propriétés d'approximateur universel parcimonieux [6] pour calculer rapidement et précisément la dose. Dans [7], il est montré qu'un réseau de neurones est capable d'apprendre la dose en milieu homogène sur l'axe du faisceau. Puis dans [8], c'est la dose sur un plan 2D qui est calculée, toujours dans des volumes homogènes. L'approche la plus élaborée à ce jour est celle développée dans [9, 10], où la dose déposée en milieu hétérogène par un faisceau large est calculée à partir de doses en milieux homogènes préalablement apprises par réseaux de neurones. Nous montrons, dans cet article, que cette technique de calcul en milieu hétérogène se base sur une hypothèse non vérifiée dans le cas de faisceaux fins, et nous proposons une heuristique efficace pour faire ces calculs quelque soit la taille du faisceau.

L'article s'articule de la façon suivante : nous présentons d'abord les notions de base de dosimétrie, et nous montrons comment utiliser des réseaux de neurones pour le calcul de dose en milieu homogène. Ensuite nous analysons les hypothèses et les limites de la méthode présentée dans [10] pour le calcul en milieu hétérogène, et nous proposons une méthode alternative pour le cas des faisceaux fins.

#### 2 Dosimétrie des faisceaux de photons

Cet article traite des faisceaux de photons, et de la dose qu'ils déposent dans un patient. Les photons ont pour principal rôle de mettre en mouvement des électrons, qui sont responsables de la majeure partie des ionisations et du dépôt de dose. C'est pourquoi les photons sont dits indirectement ionisants, et les électrons directement ionisants.

La grandeur utilisée pour caractériser un faisceau de photons est la fluence, qui est définie par le nombre de photons traversant une unité de surface. Un faisceau de photons de fluence  $\Phi_0$  pénétrant dans un milieu homogène est atténué selon une loi exponentielle, c'est-à-dire qu'à une profondeur z, la fluence en photons n'ayant pas encore interagi est donnée par :

$$\Phi_z = \Phi_0 e^{-\mu z}$$

Le coefficient  $\mu$  est appelé coefficient d'atténuation linéique. Il est proportionnel à la densité électronique du matériau – c'est-à-dire au nombre d'électrons par unité de volume – et varie également avec l'énergie du photon.

Les atomes ionisés libèrent des électrons qui vont causer d'autres ionisations sur leur parcours, avant de s'arrêter quand ils auront perdu toute leur énergie. Contrairement aux photons, les électrons interagissent continûment avec la matière, perdant ainsi très rapidement leur énergie. Leur parcours est de longueur bornée, alors qu'un photon a une probabilité non nulle de traverser n'importe quelle épaisseur de matière.

La grandeur d'intérêt utilisée pour quantifier les dépôts d'énergie par des rayonnements ionisants est la *dose*, grandeur locale égale à l'énergie déposée rapportée à la masse. Cette énergie déposée est la différence entre l'énergie qui entre dans un petit volume, et celle qui en ressort.

$$D = \frac{dE}{dm}$$

La dose s'exprime en Gray (Gy,  $1Gy = 1J.kg^{-1}$ ). La dose nécessaire pour détruire une tumeur peut aller de 30 à 80Gy, selon la nature de celle-ci. En milieu homogène, la dose déposée par un faisceau de photons est relativement simple à calculer. Ce n'est en revanche plus le cas dès lors qu'on s'intéresse à une géométrie hétérogène, où les caractéristiques de déplacement des photons et électrons changent d'une zone à l'autre. Les interfaces constituent donc le principal challenge des méthodes de calcul.

Nous montrons maintenant comment estimer la dose en milieu homogène par des réseaux de neurones, avant d'introduire une nouvelle heuristique pour le calcul de la dose aux interfaces.

#### 3 Apprentissage de la dose en milieu homogène

On utilise des réseaux de neurones artificiels pour le calcul de la distribution de dose sur un plan 2D. Les variables présentées en entrée du réseau sont la profondeur et l'écart à l'axe. Contrairement à [9], nous choisissons de ne pas mettre la densité du matériau en entrée. La première raison est que la densité du matériau ne suffit pas pour avoir une parfaite précision, puisque la composition atomique intervient également. La seconde raison est qu'il n'est pas strictement nécessaire, en radiothérapie, de pouvoir interpoler la dose pour tout type de matériau, du fait du nombre limité de matériaux présents dans le corps et détectés par les scanners. Par conséquent nous avons préféré utiliser un réseau de neurones par matériau, ce qui simplifie le modèle. Nous choisissons également de ne pas donner la largeur du faisceau en entrée, comme cela a été fait dans [7] et [8], pour nous concentrer sur des faisceaux fins, tels que ceux utilisés en radiothérapie par modulation d'intensité (RMI).

Nous utilisons des réseaux de neurones de type perceptron multicouche composés de deux neurones d'entrée, d'une couche de neurones cachés, et d'un neurone de sortie. La fonction d'activation des neurones cachés est la tangente hyperbolique, tandis que le neurone de sortie est linéaire. Les perceptrons multicouches peuvent approcher uniformément, pour une précision donnée, toute fonction bornée suffisamment régulière [11, 12, 6, 13]. Ceci est uniquement un théorème d'existence, qui ne donne pas de méthode pour déterminer la bonne architecture, c'est-à-dire le bon nombre de neurones cachés donne la possibilité d'approcher des fonctions de grande complexité, mais risque d'entraîner un surapprentissage, c'est-à-dire l'apprentissage du bruit de l'ensemble d'apprentissage. Un surapprentissage nuit à la capacité de généralisation du réseau de neurones. Dans notre cas, un nombre de 8 neurones cachés s'est avéré être un bon compromis. L'apprentissage a été réalisé via l'algorithme de Levenberg-Marquardt.

Le code Monte-Carlo Penelope [5], un des codes références en dosimétrie, va nous servir à plusieurs niveaux. Il fournira d'abord les données d'apprentissage à nos réseaux de neurones, données qui consisteront en les doses déposées dans des fantômes homogènes. On l'utilisera ensuite pour évaluer la précision de nos modèles d'apprentissage, ainsi que celle de nos méthodes de calcul de la dose aux interfaces.

On présente les résultats obtenus dans le cas d'un faisceau de photons de 5MeV et de  $1cm^2$  de section carrée (figure 1). On travaille sur une grille de pixels de  $2 \times 2mm$ . On calcule la dose dans chaque pixel, et on la compare à celle calculée par Penelope. L'erreur maximale obtenue est de 2%<sup>1</sup>, et l'erreur moyenne sur la grille est de 0.2%. Ces résultats nous suffiront pour le moment, même si des approches plus élaborées, à base de HPU (Higher-order Processing Unit), ont été proposées dans [10]. La suite de cet article se concentrera sur des heuristiques de calcul dans des volumes hétérogènes.

<sup>1.</sup> Calculée en % de la dose maximale.



Fig. 1: Dose dans l'eau (exprimée en % du maximum de dose) apprise par un réseau de neurones, et dose calculée par Penelope, pour un faisceau de photons de 5MeV de  $1cm^2$  de section. (a) Dose sur l'axe du faisceau. (b) Profil de dose à 10cm de profondeur.

### 4 Calcul de la dose en milieu hétérogène

Une méthode rapide pour le calcul de la dose dans une géométrie hétérogène, à partir de courbes de dose en milieux homogènes apprises par réseaux de neurones, a été récemment proposée dans [10]. Cette méthode se base d'une part sur l'hypothèse que la dose est continue en tout point, même en milieu hétérogène, et d'autre part sur l'hypothèse que la dose après l'interface n'est pas modifiée par le matériau précédent. Les auteurs proposent alors de calculer la dose dans le cas d'une interface orthogonale à l'axe du faisceau, en considérant qu'il y a égalité entre la dose au dernier point du premier matériau et la dose au premier point du second. Ils utilisent les courbes de dose, obtenues via leur réseau de neurones, dans le premier et le second matériau. La dose avant l'interface est considérée égale à la dose en milieu homogène. La dose après l'interface l'est également, mais elle est prise à partir de la profondeur où elle est égale à la dose au dernier point avant l'interface. De cette façon, la courbe de dose à l'interface est bien continue.

Cette méthode fournit de bons résultats, puisque l'erreur maximale obtenue dans les tests est de 3% [10]. Ces résultats ont été obtenus pour des faisceaux larges de cobalt-60 (isotope radioactif du cobalt, émetteur de photons de 1.25MeV, utilisé par le passé en radiothérapie et remplacé aujourd'hui par les accélérateurs linéaires). Dans un faisceau large, l'interface n'induit pas de grosses modifications sur la dose (figure 2(a)). Le principal effet est la modification d'atténuation du faisceau de photons due au changement de matériau. Mais ce n'est plus du tout le cas pour la dose déposée par un faisceau fin. Sur la figure 2(b), on voit que la dose augmente fortement après l'interface, avant de reprendre sa décroissance. Le faisceau de photons génère en effet un flux électronique plus faible dans l'eau que dans l'os. Ce flux électronique croît donc après le passage de l'interface, jusqu'à atteindre son maximum. La courbe de dose suit le même mouvement, puisque celle-ci est déposée par les électrons. Bien que continue, la dose peut donc subir de fortes variations après l'interface.

Pour comprendre pourquoi cet effet disparaît sur un faisceau large, il faut voir celui-ci comme une addition de faisceaux fins. La densité de l'eau étant plus faible que celle de l'os, les électrons y sont moins ralentis, et portent donc plus loin sur les côtés. Par conséquent, la dose est plus forte sur les côtés du faisceau dans l'eau que dans l'os, mais plus faible sur son axe (figure 3). En mettant plusieurs faisceaux fins côte à côte, leurs contributions



Fig. 2: Dose (calculée par Penelope) déposée sur l'axe par un faisceau de 5MeV pour une interface eau/os orthogonale au faisceau. (a) Faisceau large, section de  $10cm^2$ . (b) Faisceau fin, section de  $1cm^2$ .



Fig. 3: Profils de dose d'un faisceau fin, avant et après l'interface eau/os.

La méthode décrite précédemment ne pourra pas fournir de bons résultats dans le cas de faisceaux fins. Nous présentons donc une méthode plus générale permettant de calculer la dose déposée quelque soit la largeur du faisceau. Nous nous plaçons dans le cadre d'un faisceau mono énergétique, et nous travaillons sur une interface orthogonale à celui-ci.

Pour la partie située avant l'interface, on obtient toujours la dose directement à l'aide du réseau de neurones<sup>3</sup>. À l'interface, la fluence a été atténuée par le premier matériau, pour atteindre une fluence  $\Phi_i$ . En première approximation, on peut considérer que la dose déposée dans le second matériau est celle déposée par un faisceau de fluence  $\Phi_i$  dans le second matériau homogène. On va donc récupérer, via le réseau de neurones du second matériau, la dose à la profondeur z où la fluence en photons primaires est égale à la fluence  $\Phi_i$ . Notons  $\mu_1$  et  $\mu_2$  les coefficients d'atténuation respectifs du premier et du second matériau. La fluence à l'interface est  $\Phi_i = e^{-\mu_1 z_i}$ . Dans le second matériau, la profondeur z à laquelle la fluence est égale à  $\Phi_i$  est la solution de  $e^{-\mu_2 z} = \Phi_i$ , c'est-à-dire  $z = \frac{\mu_1 z_i}{\mu_2}$ . Si l'on applique cette méthode à l'exemple de l'interface eau/os (voir figure 2(b)), on obtient la courbe de la figure 4. On voit qu'en dehors de la zone de perturbations autour de l'interface, l'erreur est à peu près nulle, puisqu'égale à l'erreur de calcul de la dose par réseau de neurones. À l'interface, on constate une discontinuité sur la dose calculée, et donc une différence avec celle obtenue par Monte-Carlo. La raison est que nous considérons qu'il y a

<sup>2.</sup> La véritable démonstration est celle du théorème de Fano [1]. Nous sommes ici dans des conditions suffisament proches de ses hypothèses pour que ses conclusions restent valides.

<sup>3.</sup> La variation du rétrodiffusé due à l'interface est négligée.

équilibre électronique dans chacun des matériaux, et que nous ne prenons pas en compte le régime transitoire au niveau de l'interface.



Fig. 4: Comparaison entre la dose calculée directement (sans correction à l'interface) et celle obtenue par simulation Monte-Carlo.

On peut voir sur la figure 5 le processus de dépôt de dose dans le cas d'une interface eau/os. Les électrons sont mis en mouvement par les photons, et déposent leur énergie sur leur parcours. Avant l'interface, la fluence en photons primaires est atténuée exponentiellement selon le coefficient d'atténuation de l'eau, le flux d'électrons engendré décroît donc de la même façon. Après l'interface, ces électrons engendrés dans l'eau finissent de déposer leur énergie, tandis qu'un nouveau flux issu des interactions dans l'os se met en mouvement. Il y a donc une zone, juste après l'interface, où des électrons mis en mouvement avant l'interface coexistent avec des électrons mis en mouvement après celle-ci. Cette zone se termine quand le flux électronique n'est plus perturbé par les électrons mis en mouvement avant l'interface.



Fig. 5: Schéma décrivant de façon simplifiée le dépôt de dose autour d'une interface (on fait l'hypothèse de photons interagissant uniquement par effet photoélectrique, libérant des électrons qui déposent leur énergie vers l'avant). On voit que dans l'eau, les photons interagissent moins que dans l'os, et les électrons perdent moins vite leur énergie. Il y a donc un temps de transition, après l'interface, entre le flux électronique dans l'eau et celui dans l'os.

On peut séparer la dose déposée après l'interface en deux composantes, selon que les électrons responsables du dépôt ont été mis en mouvement avant ou après l'interface (voir figure 6(a)). Par la suite, nous nommerons ces deux composantes dose antérieure (venant d'avant l'interface) et dose postérieure (venant d'après).

Dans le cas d'un faisceau incident dans un milieu homogène, on peut facilement isoler ces deux contributions. Pour cela, on suppose une interface virtuelle à la profondeur  $z_i$ , séparant deux zones composées du même matériau. La dose postérieure peut être obtenue directement par le réseau de neurones, en tenant compte de la fluence à la profondeur  $z_i$ . La dose antérieure s'obtient ensuite par soustraction de la dose postérieure à la dose totale (voir figure 6(b)).



Fig. 6: Décomposition de la dose totale en doses postérieure et antérieure. (a) Interface eau/os. (b) Interface virtuelle eau/eau.

On sait donc calculer la dose antérieure  $D_a$  pour une interface virtuelle dans le matériau homogène situé après l'interface. Pour le calcul en milieu hétérogène, le problème est alors de modifier  $D_a$  pour obtenir la dose  $D'_a$  diffusée par le premier matériau et déposée après l'interface dans le second. Les doses  $D_a$  et  $D'_a$  ont la même allure, puisque déposées dans le même matériau, mais ne représentent pas la même quantité d'énergie. Elles sont donc liées par la relation  $D'_a = \alpha D_a$ , où  $\alpha$  est le rapport des énergies déposées. Nous proposons une méthode très rapide pour estimer  $\alpha$ , se basant sur la continuité de la dose à l'interface. Elle consiste à trouver  $\alpha$  tel que la dose à l'interface soit égale à la somme de la composante postérieure  $D_p$  et de la composante antérieure  $\alpha D_a$ .

$$D(z_i) = D_p(z_i) + \alpha D_a(z_i)$$

où  $D(z_i)$  – la dose totale à l'interface – et  $D_p$  sont calculables directement avec nos réseaux de neurones, et où  $D_a$  se calcule par le procédé expliqué figure 6(b). On a donc

$$\alpha = \frac{D(z_i) - D_p(z_i)}{D_a(z_i)}$$

Nous avons testé cette méthode pour une configuration identique à celle de la figure 4, c'est-à-dire un faisceau de photons de 5MeV d'une section de  $1cm^2$ . La figure 7 montre clairement que notre méthode est efficace, l'erreur maximale étant de 3%. Celle-ci pourrait d'ailleurs être améliorée en faisant un apprentissage plus précis des réseaux de neurones. On peut noter une légère différence entre les formes des deux courbes à l'interface, du fait de la non prise en compte des rétrodiffusions (de l'os vers l'eau), ce qui n'amène que peu d'erreur. Enfin, en s'éloignant de l'interface, l'erreur devient à peu près nulle, car elle ne dépend plus que de la qualité des résultats fournis par les réseaux de neurones.

### 5 Conclusion

L'objectif en radiothérapie est de donner la dose avec une marge d'erreur la plus restreinte possible, et avec un temps de calcul suffisamment faible pour rendre le logiciel utilisable en clinique. Dans cet article, nous proposons une méthode de calcul de la dose dans des volumes hétérogènes à partir d'estimations de doses en volumes homogènes par des réseaux de neurones. Cette technique s'applique rapidement et donne des résultats précis sur des faisceaux fins, ce qui la rend intéressante dans le cadre d'une optimisation de plan de traitement pour la radiothérapie par modulation d'intensité.



Fig. 7: Comparaison des résultats de notre heuristique à ceux obtenus par simulation Monte-Carlo.

Différentes perspectives s'ouvrent à l'issue de ces travaux. Nous adaptons actuellement la méthode décrite ici à des interfaces non orthogonales au faisceau, afin de pouvoir travailler sur tout type de géométrie. Nous travaillons également sur d'autres heuristiques pour le calcul rapide de la dose à l'interface, qui soient précises autant sur l'axe du faisceau que sur ses bords. Enfin, il serait intéressant d'adapter notre méthode de calcul aux interfaces à des faisceaux polyénergétiques.

### Références

- AAPM. Tissue inhomogeneity corrections for megavoltage photon beams. AAPM Report No 85, 2004.
- [2] A. Ahnesjö. Collapsed cone convolution of radiant energy for photon dose calculation in heterogeneous media. *Med. Phys.*, 16 :577–92, 1989.
- [3] T.R. Mackie, J.W. Scrimger, and J.J. Battista. A convolution method of calculating dose for 15-mv x rays. Med. Phys., 12 :188–96, 1985.
- [4] P. Andreo. Monte carlo techniques in medical radiation physics. *Phys. Med. Biol.*, 36:861–920, 1991.
- [5] F. Salvat, J.M. Fernandez-Varea, E. Acosta, and J. Sempau. Penelope a code system for monte carlo simulation of electron and photon transport. Technical report, Paris : OECD Publications, 2001.
- [6] G. Dreyfus, J.M. Martinez, M. Samuelides, Gordon M.B., F. Badran, S. Thiria, and L. Hérault. Réseaux de neurones, Méthodologie et applications. Eyrolles, 2002.
- [7] X. Wu and Y. Zhu. A neural network regression model for relative dose computation. *Phys. Med. Biol.*, 45 :913–22, 2000.
- [8] S.W. Blake. Artificial neural network modelling of megavoltage photon dose distributions. *Phys. Med. Biol.*, 49 :2515–26, 2004.
- [9] R. Mathieu, E. Martin, R. Gschwind, L. Makovicka, S. Contassot-Vivier, and J. Bahi. Calculations of dose distributions using a neural network model. *Phys. Med. Biol.*, 50 :1019–1028, 2005.

- [10] J. Bahi, S. Contassot-Vivier, L. Makovicka, E. Martin, and M. Sauget. Neural network based algorithm for radiation dose evaluation in heterogeneous environments. In *ICANN 2006, Int. Conf. on Artificial Neural Networks*, volume 4132 of *LNCS*, pages 777–787, Athens, Greece, 2006. Springer.
- [11] G. Cybenko. Approximation by superpositions of a sigmoidal function. Math. Control Signals Systems, 2:303–314, 1989.
- [12] K. Funahashi. On the approximate realization of continuous mappings by neural networks. Neural Networks, 2:183–192, 1989.
- [13] C.M. Bishop. Neural Networks for Pattern Recognition. Oxford University Press, 1995.