

Método de Monte Carlo: princípios e aplicações em Física Médica

Monte Carlo Method: principles and applications in Medical Physics

Hélio Yoriyaz¹

¹ Pesquisador Senior Instituto de Pesquisas Energéticas e Nucleares (IPEN-CNEN/SP) – São Paulo (SP), Brasil.

Resumo

O método de Monte Carlo tem se tornado, ao longo dos anos, uma ferramenta padrão para cálculos de dose absorvida e outras grandezas de interesse nas áreas de terapêutica e diagnóstico da Física Médica. Este artigo faz uma breve revisão das principais aplicações deste método, abrangendo as aplicações nas diversas modalidades de tratamento, acompanhado da descrição do surgimento dos principais códigos computacionais. Com o intuito de introduzir o tema àqueles que desejam conhecer o método, é apresentada uma breve descrição dos conceitos básicos do método e suas potencialidades.

Palavras-chave: Método de Monte Carlo; dosimetria computacional; Física Médica.

Abstract

The Monte Carlo method has become the main tool for absorbed dose calculation and other parameters of interest in almost all Medical Physics areas, including therapeutic and diagnostic. This article presents a brief review of the main applications of the method, covering the applications in several treatment modalities and accompanied by a description of the most widely used Monte Carlo codes worldwide in general and specifically in Medical Physics. A brief presentation of the basic concepts of the method is also presented for the readers who are not acquainted with this method.

Keywords: Monte Carlo Method; computational dosimetry; Medical Physics.

Introdução

Hoje em dia, o método de Monte Carlo é uma ferramenta matemática comumente utilizada em diversos segmentos da ciência e da engenharia para simular problemas que podem ser representados por processos estocásticos. Simulações do transporte de radiação por meio deste método e, em particular, na Física Médica, têm passado por um rápido crescimento nas últimas décadas. Ao se realizar uma pesquisa na base de dados PubMed*, nota-se que a primeira publicação registrada que aborda este tema data de 1949, por Metropolis e Ulam¹. A partir de então, estão registradas 22.969 publicações e, certamente, ao passo que o leitor corre os olhos por este artigo, o número está aumentando. Em parte, este vertiginoso crescimento se deve diretamente ao rápido avanço tecnológico dos computadores, que traz benefícios tanto à velocidade de processamento quanto à capacidade de armazenamento de informações².

O método em si já era conhecido há séculos, mas passou a ser efetivamente utilizado somente nas últimas décadas. Pelo fato de as simulações por esse método estarem baseadas em eventos que ocorrem aleatoriamente e, ainda, por terem uma similaridade com jogos de azar, durante o Projeto Manhattan na Segunda Guerra Mundial, Ulam e Von Neumann denominaram "Monte Carlo", fazendo referência à famosa cidade de Mônaco conhecida mundialmente como a capital dos jogos de azar³.

O método de Monte Carlo (MMC) pode ser descrito como um método estatístico, no qual se utiliza uma sequência de números aleatórios para a realização de uma simulação. Em termos de transporte de radiação, o processo estocástico pode ser visto como uma família de partículas cujas coordenadas individuais mudam aleatoriamente em cada colisão. O comportamento médio dessas partículas é descrito em termos de grandezas macroscópicas, como fluxo ou densidade de partículas. O valor esperado dessas grandezas corresponde à solução determinística da equação de Boltzman (que rege o fenômeno de transporte de radiação). Grandezas específicas

* <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/sites/entrez>

como energia depositada ou dose são derivadas destas grandezas.

Simulações estatísticas contrastam com métodos convencionais de discretização, que são tipicamente aplicados em sistemas de equações diferenciais parciais ou ordinárias que descrevem o processo físico. Em muitas aplicações práticas do MMC, o processo físico é simulado diretamente, sem necessidade de se descreverem as equações matemáticas que representam o comportamento do sistema, sendo que o único requisito necessário é que o processo físico possa ser descrito por funções densidades de probabilidade (PDF, do inglês *probability density functions*), que delineiam o processo físico do fenômeno observado. Desta forma, a essência do MMC aplicado a transporte de radiação consiste em estimar determinadas quantidades, observando-se o comportamento de um número grande de eventos individuais.

O conjunto de eventos que ocorre com uma determinada partícula, desde o seu “nascimento”, ou seja, o momento em que ela é emitida pela fonte, até o momento em que ela “morre”, ou seja, é absorvida ou escapa do sistema, é denominado de história da partícula. Essas histórias são geradas por meio de amostragens das PDF. Em outras palavras, solucionar um problema com o Método de Monte Carlo consiste em realizar uma simulação matemática (ou experimento matemático) do fenômeno físico de interesse ao invés de solucionar a equação ou conjunto de equações que o regem. Assim, qualquer cálculo de Monte Carlo é iniciado com a criação de um modelo que representa o sistema real de interesse (por exemplo, detector, corpo humano, etc.). A partir de então, simulam-se as interações da radiação com este modelo por meio de amostragens aleatórias das PDF que caracterizam esse processo físico. À medida que o número de histórias das partículas simuladas aumenta, melhora-se a qualidade do comportamento médio do sistema, caracterizado pela diminuição das incertezas estatísticas das grandezas de interesse. Entretanto, este método é qualificado pela impraticabilidade em se obter a solução exata do problema, mas o que se espera é uma boa estimativa do valor exato à medida que um número suficientemente grande de amostragens é processado. Este aspecto explica a relação do aumento do uso dessa técnica concomitantemente ao avanço tecnológico na área computacional.

Uma ilustração simplificada do processo de cálculo pelo MMC pode ser visto na Figura 1. O programa de

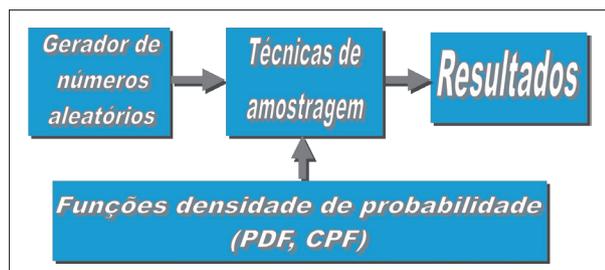


Figura 1. Ilustração simplificada de um processo de simulação por meio do método de Monte Carlo.

Monte Carlo é alimentado por um gerador de números aleatórios utilizado para a amostragem dos vários fenômenos que ocorrem durante os processos de interesse. Essas amostragens são realizadas através das distribuições de probabilidade conhecidas e que caracterizam os processos referentes aos fenômenos físicos. Como resultado, obtêm-se valores médios que estão relacionados com grandezas físicas integrais de interesse como fluxo de partículas, deposição de energia por radiação ou dose radioativa⁴.

Conceitos básicos

Função densidade de probabilidade e função probabilidade cumulativa

Como o leitor já pode ter observado, a técnica de Monte Carlo envolve alguns componentes primários necessários a qualquer tipo de simulação:

- funções densidade de probabilidade (PDF);
- gerador de números aleatórios;
- técnicas de amostragem;

A função densidade de probabilidade, dada por $p(x)$, é uma medida da probabilidade de observar x , tal que:

- $p(x) \geq 0$, desde que probabilidades negativas não tenham sentido;
- $p(x)$ é normalizado no domínio de x , isto é: $\int_{x_{\min}}^{x_{\max}} p(x) dx = 1$

Associado a estas funções, existem as funções probabilidade cumulativas (CPF, do inglês *cumulative probability functions*), definidas como na Equação 1.

$$\int_{x_{\min}}^x p(x') dx' = c(x) \quad (1)$$

As propriedades que podem ser derivadas desta função são:

- $c(x_{\min}) = 0$ no início do domínio de x ;
- $c(x_{\max}) = 1$ no final do domínio de x .

As CPF podem ser relacionadas com números aleatórios uniformemente distribuídos, o que possibilita uma forma de amostragem dessas funções ou distribuições.

Outra componente fundamental em processos estocásticos é o conceito de variável aleatória. Qualquer quantidade que não pode ser especificada sem o uso das leis de probabilidade é chamada de variável aleatória. Define-se a variável aleatória como um número real ξ associado ao evento E . Elas são úteis porque permitem a quantificação de processos aleatórios e facilitam a manipulação numérica, tal como a média e o desvio padrão. Em outras palavras, uma variável aleatória é uma quantidade numérica associada a um jogo de azar, sendo que, à medida que os vários eventos possíveis ocorrem, a

variável aleatória assume valores definidos. Uma variável aleatória ξ é dita ter uma distribuição discreta se assumir apenas valores distintos x_1, x_2, \dots , cujo conjunto pode ser finito ou infinito. Uma variável aleatória ξ é dita ter uma distribuição contínua se ela pode assumir qualquer valor entre os limites x_1 e x_2 . Assim sendo, a probabilidade desta variável estar neste intervalo, $P(x_1 < \xi < x_2)$ é dada pela Equação 2.

$$P(x_1 < \xi < x_2) = \int_{x_1}^{x_2} p(x) dx \quad (2)$$

Na qual $p(x)$ é a função densidade de probabilidade de x .

Gerador de números aleatórios

Toda simulação de Monte Carlo é efetuada por meio de amostragens das funções densidade de probabilidade e do uso das funções probabilidade cumulativa. Essas amostragens são realizadas através de números aleatórios, portanto, qualquer programa computacional que utiliza o MMC necessita de um gerador de números aleatórios.

Geradores de números aleatórios são baseados em algoritmos matemáticos que geram números, cujas ocorrências obedecem a uma aleatoriedade, e que simulam a verdadeira aleatoriedade encontrada na natureza. Neste sentido, os números gerados por estes algoritmos são formalmente chamados de números pseudoaleatórios. Um conjunto de números definidos dentro de um intervalo, por exemplo $[0, 1]$, constitui uma sequência de números aleatórios se eles estiverem uniformemente distribuídos neste intervalo e se nenhuma correlação existir dentro dessa sequência.

Durante a simulação de um problema, os números aleatórios são utilizados no processo de decisão de escolha, quando um evento físico possui vários resultados possíveis. Uma simulação típica pode utilizar entre 10^7 a 10^{12} números aleatórios³.

Entre os métodos mais utilizados, pode-se citar o método linear congruencial, o método congruencial misto e o método congruencial multiplicativo. O estudo de novos algoritmos geradores de números aleatórios continua uma área de pesquisa ativa, principalmente em aplicações nas quais se torna crítica.

Técnicas de amostragem

Uma vez conhecidas as PDF que caracterizam os processos físicos do fenômeno em estudo e de posse de um algoritmo de geração de números aleatórios, é possível desenvolver técnicas de amostragens que fazem a conexão entre as funções de probabilidade (PDF e CPF) e os números aleatórios, r . Para isso, é preciso que se trate de uma função densidade de probabilidade $p(x)$ válida no intervalo $[a, b]$. Se essa função é integrável neste intervalo, pode-se construir a respectiva função probabilidade cumulativa $c(x)$ dada pela Equação 3.

$$\int_a^x p(x') dx' = c(x) \quad (3)$$

Assumindo que a função $p(x)$ esteja normalizada, temos: $c(b)=1$.

Uma vez que a função $c(x)$ varia entre 0 e 1, pode-se mapear essa função através da variável r uniformemente distribuída neste mesmo intervalo $[0, 1]$, tal que: $r=c(x)$. Invertendo-se essa equação, temos: $x=c^{-1}(r)$. Desta forma, é possível amostrar um valor de x da PDF a partir de um número aleatório r . Um exemplo prático do uso desta técnica é a determinação da distância z de interação entre uma partícula e o meio. Neste caso, a função densidade de probabilidade que governa esse evento é dada pela Equação 4.

$$p(z) dz = \mu e^{-\mu z} dz \quad (4)$$

Na qual μ é o coeficiente de interação e z está definida no intervalo $[0 \leq z < \infty]$. A função cumulativa $c(z)$ correspondente é dada pela Equação 5.

$$c(z) = 1 - e^{-\mu z} = r \quad (5)$$

Invertendo a equação, temos a Equação 6.

$$z = -1/\mu \log(1-r) \quad (6)$$

A restrição desta técnica é que a função $p(x)$ seja integrável e que posteriormente a função $c(x)$ seja analítica ou numericamente inversível, entretanto, existem casos em que isso não é possível ou, mesmo sendo possível, a inversão se torna matematicamente muito complicada. Neste caso, uma alternativa é o uso do método da rejeição⁵. Definindo-se o valor M como o máximo da função $p(x)$ em x_{\max} , ou seja, $M = p(x_{\max})$, tal que, $p(x) \leq M$ no intervalo $[a \leq x \leq b]$, escolhe-se um ponto aleatório no retângulo formado pela base $(b-a)$ e altura M , como mostrado na Figura 2. Desta forma, o processo de amostragem segue o seguinte esquema:

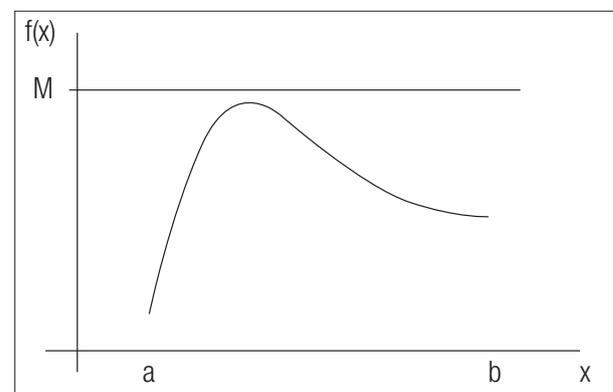


Figura 2. Técnica de amostragem de uma função $f(x)$ pelo método da rejeição.

- geram-se dois números aleatórios r_1 e r_2 e calcula-se: $x = a + r_1 \cdot (b - a)$
- o valor de x é aceito se: $r_2 \leq p(x)/M$. Caso contrário, é rejeitado e repete-se o processo.

Muitas outras técnicas de amostragem e redução de variância têm sido desenvolvidas e apresentadas em literatura, abrangendo uma vasta área de aplicações, desde o uso geral^{6,7}, bem como especificamente para simulação do transporte de radiação e em particular para física médica^{5,8,9}.

Outros exemplos de amostragem de funções

Seleção do nuclideio na mistura

Seja S_n a seção de choque macroscópica total de cada tipo de nuclideio numa mistura composta de N nuclideios, e S_t a seção de choque total desta mistura, como visto na Equação 7.

$$\Sigma_t = \sum_{n=1}^N \Sigma_n \quad (7)$$

Seja r_1 um número aleatório gerado. O nuclideio 1 é selecionado se o número aleatório $r_1 < S_1/S_t$, ou então o nuclideio 2 é selecionado se o número aleatório for dado pela Equação 8.

$$\frac{\Sigma_1}{\Sigma_t} < r_1 \leq \frac{\Sigma_1}{\Sigma_t} + \frac{\Sigma_2}{\Sigma_t} \quad (8)$$

E assim sucessivamente, de forma que o i -ésimo nuclideio será selecionado se:

$$\sum_{m=1}^{i-1} \frac{\Sigma_m}{\Sigma_t} < r_1 \leq \sum_{m=1}^i \frac{\Sigma_m}{\Sigma_t} \quad (9)$$

Seleção do tipo de interação

Uma vez escolhido o nuclideio, pode-se dar prosseguimento à simulação por meio da escolha do tipo de interação que a partícula sofrerá com este nuclideio, por exemplo, entre uma reação de espalhamento e de absorção. Para isso, seja outro número aleatório r_2 gerado, e seja S_s a seção de choque de espalhamento deste nuclideio selecionado. Se r_2 for menor que S_s/S_t , ocorrerá um espalhamento; caso contrário, ocorrerá uma absorção.

Seleção do ângulo de espalhamento azimutal ϕ

No exemplo anterior, supondo que a interação de espalhamento tenha sido escolhida, temos que a PDF correspondente é dada por $f(\phi) = 1/2\pi$ e a correspondente CDF será:

$$F(\phi) = \int_0^{\phi} f(\phi) d\phi = \phi / 2\pi \quad (10)$$

Selecionando-se um número aleatório r_3 , obtém-se ϕ através da Equação 11.

$$r_3 = F(\phi) = \phi / 2\pi, \text{ tal que:} \quad (11)$$

$$\phi = 2\pi r_3$$

A sequência de eventos acima pode continuar com a amostragem do ângulo polar de espalhamento, seguida pela amostragem da nova energia da partícula, após a colisão, e assim sucessivamente. Para cada caso, o algoritmo de Monte Carlo utilizará um número ou um conjunto de números aleatórios, gerados a partir de um gerador de números aleatórios, para a realização da amostragem da PDF correspondente a cada evento.

Como se pode notar, esta sucessão de amostragens, que na verdade segue o processo sequencial natural da interação da radiação com a matéria, constitui a simulação de Monte Carlo. Matematicamente, é possível extrair informações sobre uma grandeza física de interesse à medida que esta sucessão de eventos vai sendo simulada. Isso é feito armazenando-se os valores assumidos pelas variáveis aleatórias correspondentes às grandezas físicas de interesse em cada um dos eventos simulados.

Aplicações em física médica

O MMC tem se tornado, ao longo dos anos, uma ferramenta fundamental para cálculos de dose absorvida, e outras grandezas de interesse, relacionados ao tratamento do câncer por radiação tanto com fontes externas como com fontes internas. Além disso, as aplicações do método têm se estendido para a avaliação de dose em procedimentos diagnósticos e estudos sobre qualidades de imagens médicas em geral.

Com o aumento da utilização deste método, também surgiram vários códigos computacionais, alguns para aplicações gerais e outros específicos para determinadas áreas de pesquisa. Dentre esses códigos, podem-se citar os mais conhecidos: EGS4¹⁰, MCNP-4C¹¹, GEANT4¹², PENELOPE¹³ entre outros. Esses códigos têm sido extensamente comparados entre si e com medidas experimentais, com o intuito de analisar a qualidade de seus resultados em cálculos de dose absorvida, gerando muitos trabalhos publicados em literatura¹⁴⁻¹⁹.

Com o aumento da confiabilidade deste método, começaram a ser desenvolvidos códigos para uso em sistemas de planejamento em radioterapia, tais como: PEREGRINE^{20,21}, ORANGE^{22,23} e THERAPLAN^{24,25}. Além disso, as técnicas de Monte Carlo começaram a ser utilizadas em praticamente todas as áreas da física médica. Nos próximos itens deste artigo, são descritas de forma geral as suas diversas aplicações.

Aplicações em medicina nuclear

De certa forma, é consenso geral que as primeiras aplicações das técnicas de Monte Carlo em física médica

ocorreram na área de medicina nuclear. Desde 1968, o comitê MIRD (Medical Internal Radiation Dose), através da revista *The Journal of Nuclear Medicine* da Sociedade Americana de Medicina Nuclear, tem publicado regularmente dados de cálculos de dose a partir de seu formalismo de cálculo, cujos dados são baseados em técnicas de Monte Carlo. Concomitantemente aos dados publicados, novos modelos anatômicos do corpo humano foram desenvolvidos ao longo dos anos.

Na década de 1970, Snyder et al.²⁶ desenvolveram o modelo antropomórfico e heterogêneo que consistia em esferas, elipsoides e toroides seccionados para simular os diversos órgãos internos do corpo. Em 1987, Cristy e Eckerman²⁷ desenvolveram uma série de modelos representando crianças de várias idades. Outros trabalhos têm sido publicados introduzindo outras modificações em determinados órgãos, tais como sistema digestivo e reto²⁸, ou novos modelos dosimétricos para a região da cabeça e cérebro²⁹. Guimarães³⁰ quantificou os dados antropomórficos de massa e altura para o brasileiro médio entre 20 e 40 anos de idade, dando origem ao modelo Matemático do Homem Brasileiro para uso em dosimetria interna.

Zubal et al.³¹ produziram um modelo baseado em imagens de tomografia computadorizada (TC) de um paciente real para fins de pesquisa. Neste modelo, cada parte do corpo ou órgão é constituída por pequenos volumes, ou "voxels", criados a partir das imagens digitalizadas. A partir de então, muitos outros modelos começaram a ser criados³²⁻³⁶. A Figura 3 mostra as comparações entre alguns modelos matemáticos de órgãos e outros baseados em imagens tomográficas. Cada novo modelo anatômico desenvolvido possibilitou novos cálculos de frações absorvidas para diferentes radionuclídeos de interesse em medicina nuclear. Muitos trabalhos foram publicados nesse sentido, usando diferentes códigos de Monte Carlo³⁷⁻⁴⁰. A Figura 4 mostra um exemplo de resultado obtido de cálculo de distribuição de dose dentro de um determinado órgão ou tecido em estudo através de ferramentas computacionais que acoplam imagens médicas com códigos de Monte Carlo.

Aplicações em radioterapia

Entre o final da década de 1930 e início da década de 1940, ocorreu o desenvolvimento do gerador Van de Graaff, que possibilitou a terapia por meio de aceleradores de megavoltagem. Após a Segunda Guerra Mundial, os aceleradores com feixes de raio X de alta energia já eram comuns e, a partir de então, foram desenvolvidas para produzir também feixes de elétrons na faixa terapêutica de 5 a 30 MeV⁴¹. À medida que os aceleradores lineares (LINACS) foram evoluindo, tornaram-se o meio mais utilizado em radioterapia.

Em muitos aspectos, a determinação de parâmetros dos feixes de radiação produzidos em LINACS, principalmente aqueles difíceis ou impossíveis de medir, foi realizada com o auxílio de técnicas de Monte Carlo. Além disso, a determinação da distribuição de dose em pacientes

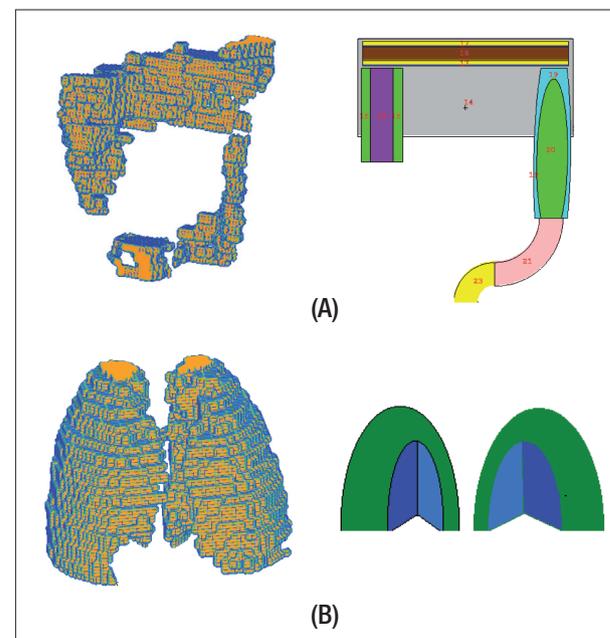


Figura 3. Comparação de modelos matemáticos de órgãos com obtidos por imagens de tomografia computadorizada: (A) sistema gastrointestinal e (B) pulmões.

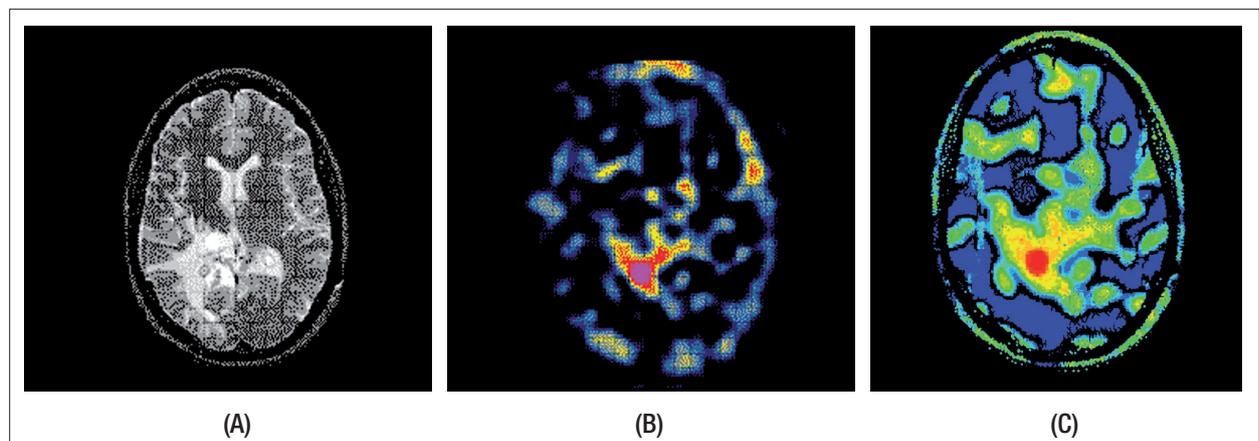


Figura 4. Ilustração de imagens tomográficas (A) anatômicas e (B) funcionais utilizadas para determinação da distribuição de dose (C) pelo método de Monte Carlo.

que se submetem à radioterapia é um dos processos mais importantes no tratamento e, portanto, requer alta qualidade em seus resultados. De maneira geral, é reconhecido que as técnicas de Monte Carlo, atualmente, são as ferramentas mais precisas para a obtenção desses resultados. Acrescentando-se o fato de que a capacidade computacional de processadores aumentou vertiginosamente, tornou-se possível o uso do MMC em sistemas de planejamento em radioterapia num tempo plausível em práticas clínicas. Os primeiros sistemas deste tipo foram implantados para radioterapia com feixes de fótons^{42,21,43,25}. Mais recentemente, técnicas de Monte Carlo têm sido usadas para estudos em tratamento com radioterapia com feixes de intensidade modulada (IMRT) e campos pequenos⁴⁴⁻⁴⁶.

A Figura 5 mostra o exemplo de uma simulação de Monte Carlo, usando o código MCNP-4C para tratamento com feixes de elétrons de 9 MeV na região da cabeça e pescoço. Para viabilizar esta simulação, os dados anatômicos do paciente real foram substituídos pelo modelo anatômico MAX³³. O espectro energético do acelerador foi obtido pelas técnicas de reconstrução baseadas em dados experimentais de PDP (porcentagem de dose profunda) e perfis de dose^{47,48}. A fonte de radiação foi posicionada de modo que o feixe incidisse na lateral do objeto simulador, sendo que a distância entre o plano da fonte e o plano tangencial à pele fosse de 15 cm, (Figura 5). As distribuições de dose foram calculadas em alguns planos perpendiculares ao eixo central do feixe de radiação (plano YZ), sendo que o

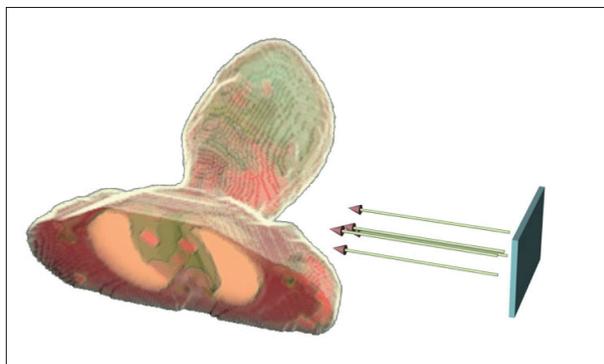


Figura 5. Irradiação de um paciente na região de cabeça-pescoço.

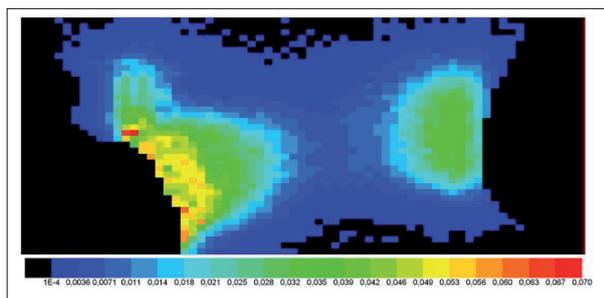


Figura 6. Distribuição de dose na região de cabeça-pescoço num plano perpendicular ao feixe de radiação, com distância de 41,28 cm da fonte.

plano consiste em um arranjo de 74 x 158 voxels, totalizando 11.692 voxels, onde foi computada a deposição de energia.

As distribuições de dose (em unidades relativas) são apresentadas em forma de imagem, onde cada cor representa um nível de dose para melhor visualização das distribuições. As Figuras 6, 7 e 8 apresentam respectivamente os resultados de distribuição de dose obtidos por simulação para três profundidades distintas em planos perpendiculares ao feixe de radiação (planos YZ), 41,28; 42,72 e 43,80 cm da fonte.

Aplicações em Braquiterapia

A Braquiterapia tornou-se uma modalidade corrente a partir do início da década de 1950. Com o início da utilização de semente de I-125 e Pd-103 em meados da década de 1960, verificou-se a necessidade de uma quantificação mais apurada da distribuição de dose. O uso das técnicas de Monte Carlo data desta época, sendo que eram utilizadas para cálculos de distribuição de dose radial para fontes pontuais isotrópicas no meio. No trabalho de Williamson⁴⁹, no qual foi utilizado o MMC, foi constatado que resultados obtidos por métodos semiempíricos superestimaram a dose em 10 a 14%. Uma série de outros estudos comparativos entre medidas experimentais de dose e cálculos de Monte Carlo comprovaram a confiabilidade dessas técnicas para a determinação de doses em Braquiterapia tanto em meios homogêneos como em sistemas heterogêneos⁵⁰⁻⁵².

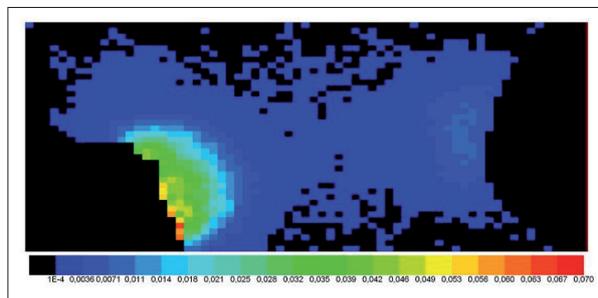


Figura 7. Distribuição de dose na região de cabeça-pescoço num plano perpendicular ao feixe de radiação com distância de 42,72 cm da fonte.

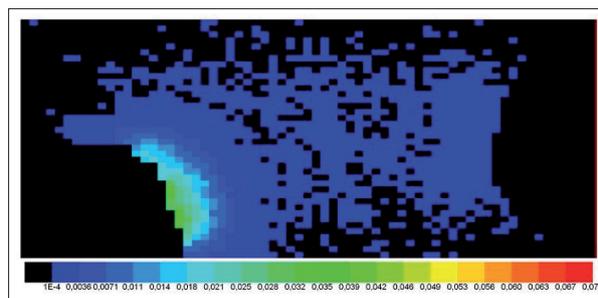


Figura 8. Distribuição de dose na região de cabeça-pescoço num plano perpendicular ao feixe de radiação distante 43,80 cm da fonte.

Em Braquiterapia intravascular, as doses recebidas por pacientes foram avaliadas utilizando-se diversos códigos de Monte Carlo para diferentes materiais radioativos^{53,54}. Em Braquiterapia oftálmica, muitos estudos também foram realizados utilizando-se fontes de Co-60, I-125, Pd-103 e Ru-106, entre outros⁵⁵⁻⁵⁸.

Aplicações em diagnósticos

Recentemente, em muitos hospitais, os filmes radiográficos convencionais têm sido substituídos pela radiografia digital. Entretanto, uma das principais diferenças entre este e os filmes convencionais é a sua variação de sensibilidade com energia do raio X, de forma que a qualidade do espectro de emissão do raio X que produzirá a melhor qualidade de imagem é diferente daquele para filmes convencionais⁵⁹. Neste sentido, diversos estudos têm sido realizados levando-se em conta a qualidade das imagens e a dose efetiva recebida pelos pacientes submetidos a estes exames. Códigos de Monte Carlo têm sido utilizados para estabelecer correlações entre os parâmetros físicos do sistema de imagem e as informações diagnósticas obtidas das imagens^{60,61}. Alguns códigos, como o MCNP5⁶² e o MCNPX⁶³, fornecem até mesmo opções específicas de cálculo para simulação de imagens radiográficas. Além disso, o MMC é atualmente utilizado para avaliar e aperfeiçoar vários parâmetros relacionados à aquisição da imagem, como o espectro de raio X, geometrias adequadas e doses de radiação.

Outros trabalhos têm quantificado as doses de radiação recebidas por pacientes que se submetem a exames diagnósticos com tomografia computadorizada (TC)⁶⁴⁻⁶⁶. Sabe-se que exames de TC contribuem com 34 a 41% da dose total de radiação recebida pelos pacientes submetidos a exames diagnósticos por imagem. Esse percentual varia de um país para outro e tende a aumentar com o a maior utilização desses exames. Com isto, existe hoje uma preocupação em se quantificarem as doses de radiação⁶⁷. Alguns trabalhos recentes avaliaram as doses de radiação usando códigos de Monte Carlo a fim de determinar dados com maior precisão utilizando-se dados específicos do paciente^{68,69}.

Outras aplicações

Dentre muitas outras aplicações do MMC em física médica, destaca-se o papel fundamental que ele exerceu no cálculo da razão de stopping power entre a água e o ar, que é um parâmetro essencial para conversão de ionização em dose na água. Iniciando-se na década de 1980, vários parâmetros relacionados à câmara de ionização foram determinados, tais como os fatores de espalhamento e atenuação nas paredes da câmara⁷⁰.

Com o passar dos anos e com o avanço tecnológico na área computacional, possibilitaram-se simulações mais precisas com incertezas estatísticas de até 0,1%. Com isso, novos fatores de correção puderam ser quantificados, como a não uniformidade das paredes de uma câmara de ionização de placas paralelas². Hoje em dia, a

avaliação da resposta de novos tipos de detectores usados em dosimetria é normalmente feita por meio da simulação pelo método de Monte Carlo^{71,72,73}.

Na área de terapia com captura de nêutrons (BNCT), modelos computacionais baseados no método de Monte Carlo têm sido desenvolvidos para uso em sistemas de planejamento e cálculo de distribuição de dose^{74,75}.

Conclusão

A simulação pelo MMC consiste em realizar um experimento matemático. A grande diferença é que, em simulação, ao contrário de um experimento "real", as regras podem ser mudadas e, ainda assim, resultados realistas serem obtidos. Técnicas de redução de variância são artifícios matemáticos que são introduzidos no processo de amostragem e modificam essas "regras" com o intuito de reduzir o tempo de processamento computacional e, ao mesmo tempo, obter resultados realistas, compensando de alguma forma as mudanças introduzidas. Além do mais, a flexibilidade e a variedade de opções de simulação permitem que fenômenos físicos sejam "ligados" ou "desligados" para quantificar suas influências no fenômeno observado. Esses recursos fazem com que o método se torne extremamente útil em análises do comportamento individual de cada tipo de evento dentro de um processo como um todo, algo que seria impossível num experimento real, abrindo uma infinidade de possibilidades e experimentos teóricos cujo limite é a imaginação.

À medida que ocorre o avanço tecnológico na área computacional, a técnica de Monte Carlo para uso em transporte de radiação e, especificamente, para a área de Física Médica, tende a aumentar. Com isso, códigos mais sofisticados e precisos surgirão para aplicação em dosimetria e sistemas de planejamento em modalidades que usam a radiação para tratamento de câncer.

A tendência é que áreas correlatas, como microdosimetria e nanodosimetria, também comecem a utilizar mais intensamente modelos estocásticos de Monte Carlo para estudar fenômenos, principalmente os mais complicados ou impossíveis de se estudar experimentalmente. Além disso, novas modalidades de terapia com radiação têm sido testadas e apresentado promissores resultados, mas estudos mais minuciosos, que novamente recorrerão a simulações computacionais, ainda são necessários.

Referências

1. Metropolis N, Ulam S. The Monte Carlo method. *J Am Stat Assoc.* 1949;44(247):335-41.
2. Rogers DW. Fifty years of Monte Carlo simulations for medical physics. *Phys Med Biol.* 2006;51(13):R237-R301.
3. Zaidi H, Sgouros G. *Therapeutic Applications of Monte Carlo Calculations in Nuclear Medicine.* London: Institute of Physics Publishing; 2003.
4. Jenkins TM, Nelson WR, Rindi A. *Monte Carlo Transport of Electrons and Photons.* New York: Plenum Press; 1988.

5. Morin RL. Monte Carlo Simulation in the Radiological Sciences. Florida: CRC Press; 1988.
6. Hammersley M, Handscomb DC. Monte Carlo Methods. London: Methuen & Co LTD; 1964.
7. Kalos MH, Whitlock PA. Monte Carlo Methods. Vol. 1. New York: John Wiley & Sons; 1986.
8. Cashwell ED, Everett CJ. A Practical Manual on the Monte Carlo Method for random walk problems. New York: Pergamon Press; 1959.
9. Lux I, Koblinger L. Monte Carlo Particle Transport Methods: Neutron and Photon Calculations. Boca Raton: CRC Press; 1991.
10. Nelson WR, Hirayama H, Rogers DWO. The EGS4 code system, Report SLAC-265. Stanford, CA: Stanford Linear Accelerator Center; 1985.
11. Briesmeister JF. MCNP - A general Monte Carlo N-particle transport code, Version 4C Report LA-13709-M. Los Alamos National Laboratory; 2000.
12. Agostinelli S, Allison J, Amako K, Apos-tolakis J, Araujo H, Arce P et al. GEANT4-a simulation toolkit. Nucl Instrum Methods A. 2003;506:250-303.
13. Baro J, Sempau J, Fernandez-Varea JM, Salvat F. PENELOPE: an algorithm for Monte Carlo simulation of the penetration and energy loss of electrons and positrons in matter. Nucl Instrum Methods. 1995;B100:31-46.
14. Love PA, Lewis DG, Al-Affan IA, Smith CW. Comparison of EGS4 and MCNP Monte Carlo codes when calculating radiotherapy depth doses. Phys Med Biol. 1998;43(5):1351-7.
15. Jeraj R, Keall PJ, Ostwald PM. Comparisons between MCNP, EGS4 and experiment for clinical electron beams. Phys Med Biol. 1999;44(3):705-17.
16. Schaart DR, Jansen JT, Zoetelief J, de Leege PF. A comparison of MCNP4C electron transport with ITS 3.0 and experiment at incident energies between 100 keV and 20 MeV: influence of voxel size, substeps and energy indexing algorithm. Phys Med Biol. 2002;47(9):1459-84.
17. Doucet R, Olivares M, DeBlois F, Podgorsak EB, Kawrakow I, Seuntjens J. Comparison of measured and Monte Carlo calculated dose distributions in inhomogeneous phantoms in clinical electrons beams. Phys Med Biol. 2003;48(15):2339-54.
18. Staelens S. Monte Carlo simulations of a scintillation camera using GATE: validation and application modeling. Phys Med Biol. 2003;48:3021-42.
19. Pacilio M, Lanconelli N, Lo MS, Betti M, Montani L, Torres AL, et al. Differences among Monte Carlo codes in the calculations of voxel S values for radionuclide targeted therapy and analysis of their impact on absorbed dose evaluations. Med Phys. 2009;36(5):1543-52.
20. Hartmann Siantar CL, Moses E. The PEREGRINE program: using physics and computer simulation to improve radiation therapy for cancer. Eur J Phys. 1998;19:513-21.
21. Hartmann Siantar CL, Walling RS, Daly TP, Faddegon B, Albright N, Bergstrom P, et al. Description and dosimetric verification of the PEREGRINE Monte Carlo dose calculation system for photon beams incident on a water phantom. Med Phys. 2001;28(7):1322-37.
22. Van der Zee W, Hogenbirk A, van der Marck SC. ORANGE: a Monte Carlo engine for radiotherapy. Phys Med Biol. 2005;50(4):625-41.
23. Van der Marck SC, Hogenbirk A. ORANGE, a new fast dose engine for radiotherapy treatment planning. Rad Prot Dosim. 2005;115:517-21.
24. Cygler JE, Daskalov GM, Chan GH, Ding GX. Evaluation of the first commercial Monte Carlo dose calculation engine for electron beam treatment planning. Med Phys. 2004;31(1):142-53.
25. Cygler JE, Lochrin C, Daskalov GM, Howard M, Zohr R, Esche B, et al. Clinical use of a commercial Monte Carlo treatment planning system for electron beams. Phys Med Biol. 2005;50(5):1029-34.
26. Snyder W, Ford M, Warner G. Estimates of specific absorbed fractions for photon sources uniformly distributed in various organs of a heterogeneous phantom. New York: MIRD Pamphlet, n. 5, Society of Nuclear Medicine (revised); 1978.
27. Cristy M, Eckerman K. Specific Absorbed Fractions of Energy at Various Ages from Internal Photon Sources, Rep. ORNL/NUREG/TM-8381, V1-V7. Oak Ridge Natl Lab TN; 1987.
28. Mardirossian G, Tagesson M, Blanco P, Bouchet LG, Stabin M, Yoriyaz H, et al. A New Rectal Model for Dosimetry Applications. Med Phys. 1999;31:142-53.
29. Bouchet LG, Bolch WE, Weber DA, Atkins HL, Poston JW. A revised dosimetric model of the adult head and brain. J Nucl Med. 1996;37(7):1226-36.
30. Guimarães MI. Comparison of specific absorbed fractions (SAF) in the Brazilian adult male and the reference man phantoms. Cell Mol Biol (Noisy-le-grand). 2002;48(5):475-85.
31. Zubal IG, Harrell CR, Smith EO, Rattner Z, Gindi G, Hoffer PB. Computerized 3-dimensional segmented human anatomy. Med Phys. 1994;21(2):299-302.
32. Zankl M, Wittmann A. The adult male voxel model "Golem" segmented from whole-body CT patient data. Radiat Environ Biophys. 2001;40(2):153-62.
33. Kramer R, Vieira JW, Khoury HJ, Lima FR, Fuelle D. All about MAX: a male adult voxel phantom for Monte Carlo calculations in radiation protection dosimetry. Phys Med Biol. 2003;48(10):1239-62.
34. Kramer R, Khoury HJ, Vieira JW, Loureiro EC, Lima VJ, Lima FR, et al. All about FAX: a Female Adult voXel phantom for Monte Carlo calculation in radiation protection dosimetry. Phys Med Biol. 2004;49(23):5203-16.
35. Lee C, Lee C. Development of the two Korean adult tomographic computational phantoms for organ dosimetry. Med Phys. 2006;33(2):380-90.
36. Nakayama H, Mizowaki T, Narita Y, Kawada N, Takahashi K, Mihara K, et al. Development of a three-dimensionally movable phantom system for dosimetric verifications. Med Phys. 2008;35(5):1643-50.
37. Yoriyaz H, dos Santos A, Stabin MG, Cabezas R. Absorbed fractions in a voxel-based phantom calculated with the MCNP-4B code. Med Phys. 2000;27(7):1555-62.
38. Yoriyaz H, Stabin MG, dos Santos A. Monte Carlo MCNP-4B based absorbed dose distribution estimates for patient-specific dosimetry. J Nucl Med. 2001;42(4):662-69.
39. Chiavassa S, Aubineau-Lanièce I, Bitar A, Lisbona A, Barbet J, Franck D, et al. Validation of a personalized dosimetric evaluation tool (Oedipe) for targeted radiotherapy based on the Monte Carlo MCNPX code. Phys Med Biol. 2006;51(3):601-16.
40. Stabin M. Nuclear medicine dosimetry. Phys Med Biol. 2006;51:R187-R202.
41. Hogstrom KR, Almond P. Review of electron beam therapy physics. Phys Med Biol. 2006;51(13):R455-R489.
42. Ma CM, Li JS, Pawlicki T, Jiang SB, Deng J, Lee MC, et al. A Monte Carlo dose calculation tool for radiotherapy treatment planning. Phys Med Biol. 2002;47(10):1671-90.
43. Fippel M. Fast Monte Carlo dose calculation for photon beams based on the VMC electron algorithm. Med Phys. 1999;26(8):1466-75.
44. Pisaturo O. A Monte Carlo-based procedure for independent monitor unit calculation in IMRT treatment plans. Phys Med Biol. 2009;54(13):4299-310.
45. Lin MH, Chao TC, Lee CC, Tung CJ, Yeh CY, Hong JH. Measurement-based Monte Carlo dose calculation system for IMRT pretreatment and on-line transit dose verifications. Med Phys. 2009;36(4):1167-75.
46. Kry SF. Monte Carlo study shows no significant difference in second cancer risk between 6- and 18-MV intensity-modulated radiation therapy. Radiother Oncol. 2009;91(1):132-7.
47. Ma C, Faddegon BA, Rogers DW, Mackie TR. Accurate characterization of Monte Carlo calculated electron beams for radiotherapy. Med Phys. 1997;24(3):401-16.
48. Ma C. Characterization of computer-simulated radiotherapy beams for Monte Carlo treatment planning. Radiat Phys Chem. 1998;329-44.
49. Williamson JF. Monte Carlo evaluation of specific dose constants in water for ¹²⁵I seeds. Med Phys. 1998;15(5):686-94.
50. Williamson JF. Comparison of measured and calculated dose rates in water near ¹²⁵I-125 and ¹²⁵I-192 seeds. Med Phys. 1991;18(4):776-86.
51. Perera H, Williamson JF, Li Z, Mishra V, Meigooni AS. Dosimetric

- characteristics, air-kerma strength calibration and verification of Monte Carlo simulation for a new ytterbium-169 brachytherapy source. *Int J Radiat Oncol Biol Phys.* 1994;28(4):953-71.
52. Das RK, Keleti D, Zhu Y, Kirov AS, Meigooni AS, Williamson JF. Validation of Monte Carlo dose calculations near ^{125}I sources in the presence of bounded heterogeneities. *Int J Radiat Oncol Biol Phys.* 1997;38(4):843-53.
53. Campos L, Stabin M. Intravascular brachytherapy to prevent restenosis: dosimetric considerations. *Cell Mol Biol (Noisy-le-grand).* 2002;48(5):429-39.
54. Mourtada F, Soares CG, Seltzer SM, Bergstrom PM Jr, Fernández-Verea JM, Asenjo J, et al. Dosimetry characterization of a ^{32}P source wire used for intravascular brachytherapy with automated stepping. *Med Phys.* 2003;30(5):959-71.
55. Cross WG, Hokkanen J, Järvinen H, Mourtada F, Sipilä P, Soares CG, et al. Calculation of beta-ray dose distributions from ophthalmic applicators and comparison with measurements in a model eye. *Med Phys.* 2001;28(7):1385-96.
56. Chiu-Tsao S-T, Anderson LL, O'Brien K, Stabile L, Liu JC. Dosimetry for ^{125}I seed (model 6711) in eye plaques. *Med Phys.* 1993;20(2 pt 1):383-9.
57. Glecker M, Valentine JD, Silberstein EB. Calculating lens dose and surface dose rates from ^{90}Sr ophthalmic applicators using Monte Carlo modeling. *Med Phys.* 1998;25(1):29-36.
58. Yoriyaz H, Sanchez A, Santos A. A new human eye model for ophthalmic brachytherapy dosimetry. *Radiat Prot Dosim.* 2005;115(1-4):316-9.
59. Correa SCA, Souza EM, Silva AX, Lopes RT, Yoriyaz H. Dose-image quality study in digital chest radiography using Monte Carlo simulation. *Appl Radiat Isot.* 2008;66(9):1213-7.
60. Peplow DE, Verghese K. Digital mammography image simulation using Monte Carlo. *Med Phys.* 2000;27(3):568-79.
61. Ullman G, Sandborg M, Dance DR, Hunt RA, Alm Carsson G. Towards optimization in digital chest radiography using Monte Carlo modeling. *Phys Med Biol.* 2006;51(11):2729-43.
62. Brown FB. MCNP - a general Monte Carlo N-particle transport code, version 5 Report LA-UR-03-1987. Los Alamos, NM: Los Alamos National Laboratory; 2003.
63. Pelowitz DB. MCNPX User's manual, version 2.5.0 LA-CP-05-0369. Los Alamos National Laboratory; 2005.
64. Shope TB, Gagne RM, Johnson GC. A method for describing the doses delivered by transmission x-ray computed tomography. *Med Phys.* 1981;8(4):488-95.
65. Huda W, Scalzetti EM, Roskopf M. Effective doses to patients undergoing thoracic computed tomography examinations. *Med Phys.* 2000;27(5):838-44.
66. Huda W, Lieberman KA, Chang J, Roskopf ML. Patient size and x-ray technique factors in head computed tomography examinations. I. Radiation doses. *Med Phys.* 2004;31(3):588-94.
67. Salvado M, López M, Morant JJ, Calzado A. Monte Carlo calculation of radiation dose in CT examinations using phantom and patient tomographic models. *Radiat Prot Dosim.* 2005;114:364-8.
68. Perisinakis K, Tzedakis A, Damilakis J. On the use of Monte Carlo-derived dosimetric data in the estimation of patient from CT examinations. *Med Phys.* 2008;35(5):2018-28.
69. DeMarco JJ, Cagnon CH, Cody DD, Stevens DM, McCollough CH, Zankl M, et al. Estimating radiation doses from multidetector CT using Monte Carlo simulations: effects of different size voxelized patient models on magnitudes of organ and effective dose. *Phys Med Biol.* 2007;52(9):2583-97.
70. Nath R, Schultz RJ. Calculated response and wall correction factors for ionization chambers exposed to ^{60}Co gamma rays. *Med Phys.* 1981; 8:85-93.
71. Wang LLW, Rogers DWO. Monte Carlo study of Si diode response in electron beams. *Med Phys.* 2007;34(5):1734-42.
72. Siegbahn EA, Bräuer-Krisch E, Bravin A, Nettelbeck H, Lerch ML, Rosenfeld AB. MOSFET dosimetry with high spatial resolution in intense synchrotron-generated x-ray microbeams. *Med Phys.* 2009;36(4):1128-37.
73. Chow JC, Leung MK. Monte Carlo simulation of MOSFET dosimeter for electron backscatter using the GEANT4 code. *Med Phys.* 2008;35(6):2383-90.
74. Kumada H, Nakamura T, Komeda M, Matsumura A. Development of a new multi-modal Monte-Carlo radiotherapy planning system. *Appl Radiat Isot.* 2009;67(7-8 Suppl):S118-21.
75. Chin MP, Spyrou NM. A detailed Monte Carlo accounting of radiation transport in the brain during BNCT. *Appl Radiat Isot.* 2009;67(7-8 Suppl):S164-7.