Pontificia Universidad Católica de Valparaíso

Facultad de Ingeniería

Escuela de Ingeniería Informática

**Particle Swarm Optimisation applied On**

**Direct Aperture Optimisation**

**Gonzalo Javier Tello Valenzuela**

Profesor Guía: **Guillermo Cabrera Guerrero**

Abril, 2021

Índice

Contenido

**No se encontraron entradas de tabla de contenido.**

Resumen.

Lista de Figuras

Lista de Tablas

1. Introducción.

A lo largo de los años, el humano y la ciencia han estado en una interminable contienda en búsqueda de una solución para el cáncer. Esta enfermedad está enmarcada como una de las principales causales de decesos en el mundo, llegando a marcar en únicamente Estados Unidos un total de 3.8 millones de casos diagnosticados y 1.4 millones de decesos en tan solo el año 2018 según la OPS. Es por esto, que la ciencia ha utilizado sus herramientas para combatir estos números de distintas maneras, debido a existen tratamientos que permiten no tan solo prevenir los casos, sino también eliminarlo el cuerpo cancerígeno una vez encontrado. Técnicas como cirugías, Quimioterapia o Inmunoterapia, son conocidos tratamientos de esta enfermedad, no obstante, la elección de uno respecto a otro va de acuerdo al tipo de cáncer que tenga el paciente.

Un tratamiento del cáncer conocido es el tratamiento por radioterapia, más conocido como Intensity Modulated Radiotherapy Treatment (IMRT), el cual busca suministrar una cantidad adecuada de radiación al paciente con el objetivo de disminuir el impacto con los órganos en riesgos o vecinos al tumor, como también irradiar al tumor de acuerdo a la dosis prescrita por los especialistas. IMRT, es un tratamiento efectuado en una máquina conocida como Linear Acelerator, la cual por medio de distintos ángulos, proyecta imágenes del tumor para así poder irradiarlo desde distintos puntos. Sin embargo, IMRT es un concepto complejo y amplio que para ser estudiado debe ser segmentado en dos problemas protagonistas. El primer problema consiste en Beam Angle Optimization (BAO), cuyo objetivo es obtener un óptimo Beam Angle Configuration (BAC)

// que es imrt -> dao

suministrables a un paciente de manera que no enfoque e impacte a un tumor objetivo de forma que la radiación producida desde los diferentes ángulos realice un impacto eficiente al tumor objetivo de acuerdo con la dosis prescrita, considerando además no producir daños en los órganos saludables que puedan rodear a este cuerpo.

// intentos por resolver

// que es lo que yo propongo

1. Direct Aperture Optimisation

Direct Aperture Optimisation Problem, también llamado DAO es un problema de optimización asociado a IMRT, cuyo objetivo principal es obtener un conjunto de aperturas e intensidades para un establecido Beam Angle Configuration (BAC). Es por esto, que DAO apunta a resolver el Fluence Map Optimization (FMO) problem tomando en cuenta las restricciones físicas que son otorgadas desde el Multi Leaf Collimator (MLC) sequencing. Dicho MLC, contiene distintos Beam angles desde dónde se enfoca directamente al tumor para obtener distintos enfoques de visión de este.

Una cocina industrial

Descripción generada automáticamente con confianza media

Cada Beam Angle contiene un conjunto de beamlets, los que representan a un subconjunto de los beamLets totales, que además enfocan al tumor desde los Beam Angles a los cuales pertenecen. Es por esto por lo que, desde cada Beam Angle, se obtiene un vector de intensidades que representa a todos los beamlets que contiene, y a sí mismo, cada componente de este hace implicancia al tiempo de exposición que el paciente es expuesto a dicho beamlet.

Por otro lado, el problema discretiza la representación de los órganos involucrados en el tratamiento, representándolos por medio de pequeños volúmenes denominados Voxels. De esta forma es posible asociar cada uno de estos volúmenes la taza de radiación que reciben desde cada beamlet utilizado.

La dosis de radiación depositada por el Fluence Map x en el voxel j de la región , es nominado como , y se calcula a partir de la siguiente fórmula:

Donde x representa al Fluence Map proporcionado, por lo que simboliza a los beamlets que este contiene. Sin embargo, representa a la Dose Deposition Matrix (DDM), la cual es una matriz que define los radios de radiación que contiene la región r. Así mismo, cada componente , el que define que dosis de radiación es a lo largo del beamlet i es depositada en el voxel j de la región r.

La función objetivo propone disminuir la penalización efectuada por los beamlets sobre los voxel en contraste con la dosis prescrita para cada órgano, la cual hace usa del error cuadrático medio. En efecto, la función objetivo está dada por:

De lo anterior, existe y correspondientes a el numero de voxels desde el órgano en riesgo y el tumor respectivamente. Así mismo existen los parámetros y , que corresponden a los valores de la dosis prescrita para el órgano en riesgo y el tumor respectivamente.

1. Particle Swarm Optimisation

Particle Swarm Optimisation (PSO) es una metaheurística que simula el comportamiento de enjambras o “Swarms” dentro de la naturaleza para la búsqueda de soluciones y busca resolver problemas de optimización continuos. Dentro de este Swarm, existen diferentes individuos denominados “Partículas”, los cuales contienen una representación vectorial para una solución propuesta, a la que llamaremos posición x en el espacio de búsqueda asociado, en donde a su vez, cada partícula almacena un vector de las mismas características en el que contiene la mejor posición exclusiva de esa partícula, a lo que denominados como “Best Personal”.

Una partícula cambia su posición de acuerdo con la velocidad que es calculada en ese instante. Dicha velocidad considera el uso de su “Best Personal” ya mencionada anteriormente, un “Best Global” que considera la mejor posición global conocida por el enjambre, y finalmente la velocidad considerada en la iteración anterior.

Por consiguiente, la fórmula para calcular la velocidad de una partícula queda expresada de la siguiente manera:

En dónde existen las siguientes variables y coeficientes:

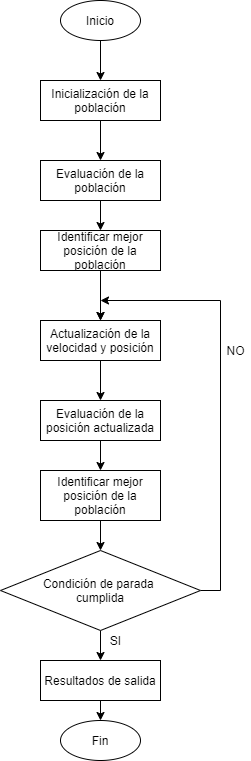
* : Velocidad obtenida en la iteración anterior para la partícula
* : Velocidad en la iteración actual para la partícula
* : Vector de posición propio de la partícula
* : Mejor posición personal de la partícula
* : Mejor posición global de la partícula
* : Coeficiente de aprendizaje velocidad anterior
* : Coeficiente de aprendizaje personal
* : Coeficiente de aprendizaje global
* : Coeficiente aleatorio 1
* : Coeficiente aleatorio 2

A partir del cálculo de la velocidad, se obtiene una nueva posición para la partícula en la siguiente iteración, a lo cual, estará dada por medio de la siguiente fórmula:

En donde cada componente de la ecuación corresponde a:

* : Nueva posición para la partícula
* : Velocidad en la iteración actual para la partícula
* : Vector de posición propio de la partícula

El proceso algoritmo que es realizado al implementar PSO, se ilustra en la siguiente figura:



En donde cada paso consiste en:

1. Inicialización de la población: Determina los límites asociados a la posición y velocidad de las partículas; la población inicial (y su configuración inicial) y “Best Personal” propio a cada partícula.

1. Evaluación de la población: Se calcula un valor designado como Fitness, el cual indica la calidad de la posición provista por la partícula. Este Fitness es obtenido a partir de la función objetivo.
2. Identificar mejor posición de la población: Identifica la partícula que contiene la mejor posición de la población inicial en función del fitness obtenido. Esta partícula es denominada como “Best Global”.
3. Actualización de la posición y la velocidad: La posición y la velocidad se actualizan de acuerdo con las ecuaciones provistas con anterioridad. Si la posición de la partícula excede de los límites establecidos en el punto 1, se ajusta la posición al límite sobrellevado.
4. Evaluación de la posición actualizada: Se calcula el nuevo fitness asociado a la posición de la partícula por medio de la función objetivo.
5. Identificar mejor posición de la población: Se identifica la partícula que contiene la mejor posición luego de haber realizado el movimiento de la partícula. De la misma forma, se actualiza la mejor posición personal de cada partícula.
6. Condición de parada cumplida: Esta condición corresponde a un número establecido de evaluaciones o un mínimo valor de la función objetivo. Mientras no se cumpla esta condición, el proceso se repite actualizando los valores.
7. Resultados de salida: La mejor solución obtenida durante el proceso de optimización, se encuentra directamente en “Best Global”,

1. Propuesta de solución
2. Estado del Arte

DOC EXTRA – Párrafos extendidos:

2. DAO

Cuyo objetivo es principalmente, disminuir la penalización obtenida de suministrar

. A su vez, los ángulos propuestos desde BAC, conforman un mapa de beamlets en donde se asocia la intensidad que estos tienen con el tumor. A este mapa se le denomina Fluence Map, el cual es el producto final que proviene desde las aperturas con las intensidades para cada ángulo.

Considerando que cada ángulo A es perteneciente a un BAC, denominamos a X como el fluence map asociado a dicho ángulo, en donde X \in R. Cada componente del fluence Map, denotado x\_i como el tiempo de exposición del **paciente** con el beamlet i. Es por esto que tenemos un universo de beamlets tomando en cuanta cada beam A, al cual denostaremos como X(A)

Los rayos de intensidad provienen desde una máquina denominada Multi-leaf Collimator, que enfoca desde distintos ángulos el cuerpo cancerígeno en discusión. De esta manera, se desea que esta radiación producida desde los diferentes ángulos realice un impacto eficiente al tumor objetivo de acuerdo con la dosis prescrita, considerando además no producir daños en los órganos saludables que puedan rodear a este cuerpo.

Cada ángulo o “Beam” está provisto de distintas ranuras denominadas aperturas, las cuales están compuestas de múltiples pares de hojas corredizas, las que además realizando movimientos corredizos a medida que la radiación impacta el tumor.