

**MODELADO Y SIMULACIÓN DE UN SISTEMA DE MUESTREO  
COMPRESIVO PARA TOMOGRAFÍA COMPUTARIZADA**

**ÓSCAR JAVIER ESPITIA MENDOZA**

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER  
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO-MECÁNICAS  
ESCUELA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS E INFORMÁTICA  
BUCARAMANGA**

**2015**

**MODELADO Y SIMULACIÓN DE UN SISTEMA DE MUESTREO  
COMPRESIVO PARA TOMOGRAFÍA COMPUTARIZADA**

**ÓSCAR JAVIER ESPITIA MENDOZA**

**Trabajo de grado para optar por el título de:  
Ingeniero de Sistemas**

**Director:**

**HENRY ARGUELLO FUENTES**

**Ingeniero Electricista, Ph.D**

**Codirectora:**

**YURI HERCILIA MEJÍA MELGAREJO**

**Ingeniera Electrónica, MSc.**

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER  
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO-MECÁNICAS  
ESCUELA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS E INFORMÁTICA  
BUCARAMANGA**

**2015**

## **AGRADECIMIENTOS**

El autor expresa sus agradecimientos:

Al profesor Henry Arguello Fuentes, por su confianza, acompañamiento y por permitir que me vinculara a su grupo de investigación para el desarrollo de este proyecto y proyectos futuros.

A Yuri Mejía, mi mentora, por su acompañamiento, dedicación y su empeño en lograr los mejores resultados.

A Vanessa Rivera, mi novia, por su apoyo y colaboración incondicional.

# CONTENIDO

pag.

<b>INTRODUCCIÓN.....</b>	<b>14</b>
<b>1. ESTADO DEL ARTE TOMOGRAFÍA COMPUTARIZADA.....</b>	<b>17</b>
1.1 MÉTODOS DE ADQUISICIÓN.....	18
1.1.1 CT de transmisión.....	18
1.1.2 CT de contraste de fase.....	20
1.1.3 CT de difracción.....	23
1.1.4 CT de dispersión.....	24
1.1.5 CT de doble energía (DECT).....	26
1.1.6 CT compresiva.....	27
1.2 GENERACIONES DE CT .....	28
1.2.1 Primera generación (1G) .....	29
1.2.2 Segunda generación (2G).....	30
1.2.3 Tercera generación (3G).....	31
1.2.4 Cuarta generación (4G) .....	31
1.2.5 Quinta generación (5G) .....	32
1.2.6 Sexta generación (6G).....	33

1.2.7 Séptima generación (7G).....	34
1.2.8 CT de múltiples fuentes .....	34
1.3 RECONSTRUCCIÓN .....	35
1.3.1 Métodos analíticos.....	36
1.3.2. Métodos iterativos.....	36
1.4 APLICACIONES DE CT .....	37
<b>2. MUESTREO COMPRESIVO .....</b>	<b>40</b>
2.1 DISPERSIÓN.....	40
2.1 MUESTREO INCOHERENTE .....	42
2.3 RECONSTRUCCIÓN CS.....	43
<b>3. MODELO DE CT COMPRESIVA .....</b>	<b>45</b>
3.1 DISEÑO DE APERTURAS CODIFICADAS.....	48
<b>4. SIMULACIONES Y RESULTADOS .....</b>	<b>54</b>

4.1 PRELIMINARES.....	54
4.1 RECONSTRUCCIÓN CT COMPRESIVA.....	56
<b>5. CONCLUSIONES.....</b>	<b>61</b>
<b>CITAS BIBLIOGRÁFICAS .....</b>	<b>63</b>
<b>BIBLIOGRAFÍA.....</b>	<b>70</b>

## LISTA DE TABLAS

	pag.
Tabla 1. PSNR promedio para sistemas con diferente número de fuentes. ....	<b>56</b>
Tabla 2. PSNR promedio de reconstrucciones del algoritmo GPSR para sistemas con diferente número de fuentes y proyecciones por Fuente. ....	<b>60</b>

## LISTA DE FIGURAS

	pag.
Figura 1. Esquema de escaneo para CT de transmisión.....	19
Figura 2. Esquema de escaneo de un sistema ABI.....	21
Figura 3. Esquema de escaneo de un sistema PBI.....	22
Figura 4. Esquema de escaneo de un sistema GBI.....	23
Figura 5. Esquema de escaneo para CT de difracción.....	24
Figura 6. Esquema de escaneo para CT de dispersión.....	25
Figura 7. Esquemas de escaneo para DECT. ....	27
Figura 8. Geometría de un escáner de tomosíntesis. ....	29
Figura 9. Esquema del escáner de 1G. ....	30
Figura 10. Geometría del escáner de 2G. ....	30
Figura 11. Geometría del escáner de 3G. ....	31
Figura 12. Geometría del escáner de 4G. ....	32
Figura 13. Geometría del escáner de 5G. ....	33
Figura 14. Esquema de escaneo helicoidal. ....	33
Figura 15. Geometría del escáner de 7G. ....	34
Figura 16. Modelo tridimensional de tomografía.....	39
Fuente: UGCT, 2014 .....	39
Figura 17. Muestreo compresivo estandar .....	42
Figura 18. Sistema de CS para CT basado en aperturas codificadas. ....	45
Figure 19. Diferentes distribuciones de fuentes para el sistema CCT. ....	47

Figura 20. Aperturas codificadas con diferentes valores de transmitancia. ....	<b>49</b>
Figura 21. Diagrama de flujo del algoritmo para proceso de escaneo con el método tradicional. ....	<b>51</b>
Figura 22. Diagrama de flujo del algoritmo para proceso de escaneo aplicando muestreo compresivo. ....	<b>53</b>
Figura 23. Simulación CT.. ....	<b>55</b>
Figura 24. PSNR promedio de cada valor de transmitancia con el algoritmo GPSR.....	<b>58</b>
Figura 25. PSNR promedio de cada valor de transmitancia con el algoritmo TwIST.....	<b>58</b>
Figura 26. Comparación entre una sección del cubo original y secciones reconstruidas usando 9 fuentes.....	<b>59</b>

## RESUMEN

**TÍTULO:** MODELADO Y SIMULACIÓN DE UN SISTEMA DE MUESTREO COMPRESIVO PARA TOMOGRAFÍA COMPUTARIZADA\*

**AUTOR:** Óscar Javier Espitia Mendoza\*\*

**PALABRAS CLAVE:** Tomografía computarizada, Muestreo Compresivo, Aperturas codificadas, Teorema de Nyquist.

La tomografía computarizada (CT) permite la reconstrucción tridimensional de la estructura interna de un objeto que es iluminado con rayos-X. En CT, se toman un conjunto de proyecciones bidimensionales para reconstruir la estructura del objeto. El número de proyecciones necesarias para realizar el muestreo de una escena está determinado por el límite de Nyquist. En algunos casos, el número de proyecciones impuestas por este criterio es excesivo.

Por otro lado, la técnica de muestreo compresivo (CS) ha sido desarrollada en el área de procesamiento de señales. Esta nueva técnica requiere un número menor de proyecciones que las especificadas por el criterio de Nyquist. En CS en lugar de medir las muestras directamente, son codificadas antes de ser integradas en el detector.

Algunos trabajos de investigación se han enfocado en desarrollar modelos para incorporar CS en CT. Sin embargo, no se ha profundizado en el diseño de las arquitecturas de medición para mejorar la calidad en las reconstrucciones. Por esta razón, en este proyecto se realiza el análisis de un sistema de muestreo para CT basado en aperturas codificadas. Además se determina el efecto que tiene la cantidad de fuentes de rayos-X sobre la calidad de las imágenes tomográficas. Diversas simulaciones evidencian la reducción del número de muestras requeridas para realizar una tomografía. Igualmente, los resultados indican que las imágenes reconstruidas tienen un nivel de Relación Señal a Ruido Pico (PSNR) que puede ser controlado de acuerdo al número de proyecciones tomadas.

---

\* Trabajo de investigación

\*\* Facultad de Ingenierías Físico-mecánicas. Escuela de Ingeniería de Sistemas e Informática.  
Director: Henry Arguello Fuentes. Codirector: Yuri Hercilia Mejía Melgarejo.

## ABSTRACT

**TITLE:** MODELING AND SIMULATION OF COMPRESSIVE SAMPLING SYSTEM FOR COMPUTED TOMOGRAPHY\*

**AUTHOR:** Óscar Javier Espitia Mendoza\*\*

**KEYWORDS:** Computed tomography, Compressive sampling, Coded apertures, Nyquist theorem.

Computed tomography (CT) allows three-dimensional reconstruction of the internal structure of an object that is illuminated with X-rays. In CT, a set of two-dimensional projections are taken to reconstruct the structure of the object. The number of projections needed for sampling a CT scene is determined by the Nyquist limit. In some cases, the imposed number of projections is excessive.

On the other hand, the technique of compressive sampling (CS) has been developed in digital signal processing. This new sampling technique requires fewer projections than those specified by the Nyquist criterion. Instead of measuring the samples directly, in CS are encoded before being integrated in the detector.

Some research works have focus on developing models to incorporate CS in CT. However, it hasn't delved into developing measurement architectures to improve reconstructions quality. For this reason, this project performs the analysis of a sensing system for CT based on coded apertures determining the effect of the number of X-ray sources on tomographic image quality. Several simulations realized show the reduction in the number of samples required to realize a tomography. Also, results demonstrate that reconstructed images have a Peak Signal-to-Noise Ratio PSNR, which can be controlled by the number of taken projections.

---

\* Research project

\*\* Faculty of Physical-mechanics. Systems engineering and informatics school.

Advisor: Henry Arguello Fuentes. Co-advisor: Yuri Hercilia Mejía Melgarejo.

## INTRODUCCIÓN

La tomografía computarizada (CT, de su sigla en inglés) es una tecnología establecida para obtener imágenes, de forma no invasiva, de la estructura interna de los objetos en tres dimensiones (3D). En CT es posible reconstruir la composición de un objeto por medio de un conjunto de proyecciones bidimensionales, o radiografías, que se producen exponiendo dicho objeto a una fuente de rayos-X [1].

La tomografía computarizada se ha convertido en un método indispensable en las rutinas médicas, debido a que brinda mejores posibilidades de diagnóstico que otros métodos [2]. El número de proyecciones necesarias para realizar el muestreo de una escena en CT está determinado por el tradicional límite de Nyquist [3]. Sin embargo, en diversas aplicaciones, incluyendo las clínicas, el número de proyecciones impuestas por este criterio es excesivo, ya que altas dosis de rayos-X pueden resultar destructivas o en el caso de los seres humanos, cancerígenas [4]. Por esta razón, surge el interés de encontrar métodos de adquisición que reduzcan la exposición de un objeto a la radiación, sin sacrificar la calidad en las imágenes tomográficas.

Por otro lado, el muestreo compresivo (CS, de su sigla en inglés) ha emergido recientemente como una rama del procesamiento de señales que se basa en el hecho de que muchas señales en la naturaleza pueden ser representadas con pocos coeficientes en alguna base de representación [5]. En CS, primero, las muestras son codificadas con el fin de disminuir la gran cantidad de datos que se adquieren en una escena, estas medidas codificadas son suficientes para reconstruir la señal con una calidad comparable a la de la señal que se muestrea siguiendo el teorema de Nyquist [6].

La reconstrucción de los datos en CT se realiza a partir de las proyecciones que se toman en una arquitectura compuesta por un conjunto de fuentes de rayos-X y un detector que mide la atenuación de los rayos al atravesar un objeto. Para implementar la teoría de CS en una configuración de CT es posible incluir elementos que permitan codificar las medidas para tomar muestras comprimidas. El efecto que tienen las aperturas codificadas en la luz podría resolver este problema. Las aperturas codificadas corresponden a arreglos bidimensionales con patrones de materiales opacos a la luz, las secciones que no contienen material opaco definen la transmitancia de las aperturas, es decir, la fracción de luz que puede atravesarlas [7]. Este parámetro define la cantidad de radiación que recibe el objeto por cada proyección. Por otro lado, la cantidad de fuentes que proyectan luz en la escena establece el número de proyecciones en CT. La calidad de las tomografías está ligada a éstos y otros factores que componen un sistema de CS para CT.

La tomografía computarizada es considerada de gran importancia en el diagnóstico médico y sus aplicaciones abordan varias áreas de la industria, ciencia de los materiales, biofísica, entre otras [8], [9], [10]. El muestreo compresivo ha surgido como un método para muestrear señales que requiere un número menor de proyecciones a las especificadas por el criterio de Nyquist [5], [11]. Algunos trabajos de investigación se han enfocado en desarrollar modelos para incorporar CS en CT [8], [12]. Sin embargo, no se ha profundizado en el diseño de las arquitecturas de medición para mejorar la calidad en las reconstrucciones.

En este proyecto se realiza el análisis de un sistema de muestreo para CT basado en aperturas codificadas determinando el efecto que tiene la cantidad de fuentes de rayos-X sobre la calidad de las imágenes tomográficas. Para especificar los resultados del trabajo se plantea la siguiente estructura en el documento: en el capítulo 1 se detalla el estado del arte de la Tomografía computarizada, se

presentan los aspectos más relevantes sobre los métodos de adquisición, las arquitecturas, algoritmos y aplicaciones actuales; en el capítulo 2 se describe la teoría de Muestreo compresivo; en el capítulo 3 se establece el modelo de muestreo compresivo para tomografía computarizada y los algoritmos para simular el proceso de muestreo y hacer reconstrucción; los resultados de las simulaciones realizadas se muestran en el capítulo 4; y finalmente, se presentan las conclusiones.

## 1. ESTADO DEL ARTE TOMOGRAFÍA COMPUTARIZADA

El diagnóstico por medio de rayos-X ha sido utilizado durante más de 50 años, los primeros acercamientos a CT pueden ligarse al procedimiento de tomosíntesis analógica, que existe desde 1920 [9], [13]. Sus raíces se encuentran en el descubrimiento de los rayos-X en 1895, por Wilhelm Conrad Röntgen, quien logró obtener la primera visión de la composición interna de un objeto. En 1917, Radon describió de forma matemática la reconstrucción de un objeto a partir de sus proyecciones. Después de dichos eventos, la exploración mediante CT se ha convertido en uno de los métodos de diagnóstico por imágenes más utilizado [1], [2].

Debido a que con CT convencional no siempre se logran imágenes del contraste deseado, se desarrollan métodos que basan sus principios en las diferentes características de los rayos-X. El método tradicional de CT, conocido como CT de transmisión (del inglés *transmission CT*), se basa en la obtención de la atenuación de los rayos al traspasar un objeto [14]. CT de contraste de fase (del inglés *Phase Contrast CT*) se basa en la adquisición de la medida de los cambios de fase de un haz de rayos-X al pasar a través de un objeto [15]. CT de dispersión (del inglés *Scattering CT*) se basa en la reconstrucción de la distribución de la densidad de electrones en un objeto a partir de la medida de la dispersión dentro de un rango angular [16]. CT de difracción (del inglés *Diffraction CT*) está basado en propiedades de difracción de los rayos-X [17]. CT de doble energía (del inglés *Dual energy CT*) se basa en la medición de los diferentes valores de atenuación dados por la proyección de rayos-X con distinta energía [18]. Recientemente se ha desarrollado la técnica de muestreo compresivo, ésta ha sido aplicada a CT convencional y compone un método conocido como CT compresiva (del inglés *Compressive CT*) [19].

Con el fin de explotar la técnica y reducir tiempos de adquisición, se han desarrollado siete generaciones de escáneres. Esta clasificación se basa en la disposición de los componentes y el movimiento mecánico necesario para recopilar datos. Las generaciones denotan el orden en que se han introducido los diseños, sin embargo, el número de la generación no implica que un sistema sea superior a otro .[20]

En medicina, CT se ha utilizado con éxito por más de cuatro décadas. Durante varios años, ha ayudado a los ingenieros en ensayos no destructivos de componentes fabricados o en el estudio de diferentes materiales. Recientemente se han desarrollado trabajos de investigación que se enfocan en incluir la técnica de CT en ciencia de los materiales, geología e industria [16], [21], [22].

## 1.1 MÉTODOS DE ADQUISICIÓN

En los últimos años se han desarrollado formas de medir los cambios de intensidad usando rayos con diferente energía e instrumentos ópticos que modulan los haces, en busca de mejor calidad y reducción de la dosis. Además, se han tenido en cuenta propiedades físicas de los rayos-X, como la dispersión y difracción, en las medidas. En las siguientes subsecciones se presentan los principales métodos de adquisición de imágenes tomográficas basados en estos conceptos.

**1.1.1 CT de transmisión** La Figura 1 muestra la discretización de un objeto  $Q$  iluminado con luz de rayos-X desde la fuente S. Esta representación está compuesta por voxeles, que forman  $Q_1$  secciones transversales, cada una con dimensiones superficiales  $Q_2 \times Q_3$ . A cada vóxel (de dimensiones  $d_x \times d_y \times d_z$ ) se le asigna una atenuación  $\mu$ .

Considerando un rayo de intensidad  $I_0$ , que atraviesa el objeto con una distribución no homogénea de atenuaciones  $\mu(x)$ , la intensidad del rayo  $I(x)$  medida por el detector  $D$  depende tanto de la distancia atravesada  $x$ , como de la atenuación  $\mu(x)$  de cada punto en su trayectoria. Esto puede modelarse como:

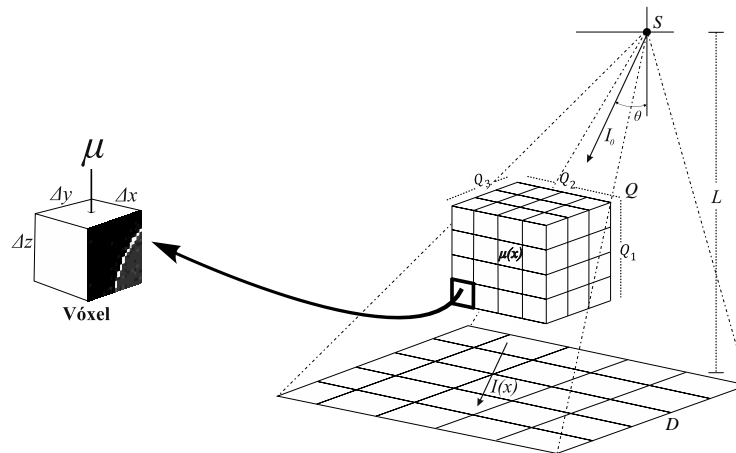
$$I(x) = I_0 e^{-\int_L \mu(x) dx} \quad (1)$$

Este fenómeno obedece a la ley de Lambert Beer, y puede reescribirse como:

$$-\ln \left( \frac{I(x)}{I_0} \right) = \int_L \mu(x) dx. \quad (2)$$

La ec. (2) se describe como la fracción de luz transmitida a través del objeto puede asignarse a una proyección unidimensional, captada con respecto a un ángulo de incidencia. La reconstrucción consiste en estimar la distribución de los coeficientes de atenuación  $\mu(x)$  [1].

**Figura 1.** Esquema de escaneo para CT de transmisión.



**1.1.2 CT de contraste de fase** Cuando la luz atraviesa un objeto, no sólo cambia su intensidad, sino también su fase. Los rayos-X pueden ser tratados como ondas electromagnéticas. Entonces, un objeto se describe por medio de su índice de refracción  $n = 1 - \delta + i\beta$ . El término  $\delta$  corresponde al decremento de la parte real del índice de refracción y la parte imaginaria  $\beta$  describe el índice de absorción. Mediante el uso de estos componentes, el cambio de intensidad se puede expresar como:

$$\ln\left(\frac{I}{I_0}\right) = -\frac{4\pi\beta Q_1}{\lambda}, \quad (3)$$

donde  $\lambda$  es la longitud de onda de la radiación. El cambio de fase  $d\theta$  está dado por:

$$d\theta = \frac{2\pi\delta Q_1}{\lambda}, \quad (4)$$

donde  $Q_1$  es el espesor de la muestra. Cuando los rayos-X pasan a través de objetos con regiones de diferente densidad y composición, su atenuación se escribe como:

$$\ln\left(\frac{I}{I_0}\right) = -\frac{4\pi}{\lambda} \int \beta dx, \quad (5)$$

donde la integración se hace a lo largo de la trayectoria de los rayos-X. Por otro lado, el desplazamiento de fase  $d\theta$  causado por la muestra se escribe como:

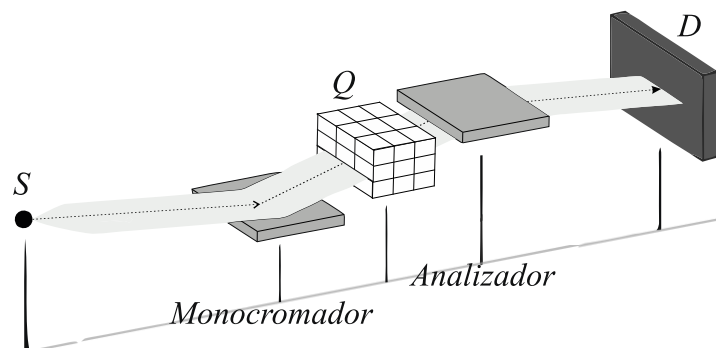
$$d\theta = \frac{2\pi}{\lambda} \int \delta dx. \quad (6)$$

Esta expresión representa la proyección de la parte real del índice de refracción. La diferencia entre las dos ecuaciones anteriores está en  $\delta$  y  $\beta$ . Por lo tanto, la reconstrucción en CT de contraste de fase puede realizarse de la misma manera que en CT convencional, utilizando la información de cambio de fase [23], [24].

Este método es el resultado de los esfuerzos para combinar las imágenes de contraste de fase con CT, las reconstrucciones obtenidas proporcionan la distribución de la densidad de electrones del objeto. Actualmente, existen principalmente tres clases de CT de contraste de fase [25].

**1.1.2.1 Imagen basada en analizador (ABI)** La Figura 2 muestra un sistema ABI, que consta de un cristal asimétrico, un cristal analizador y un detector. Los haces emitidos desde la fuente  $S$  son monocromatizados y ampliados horizontalmente para irradiar el objeto directamente. La luz de rayos-X que logra atravesar la muestra es difractada por el cristal analizador y se mide en el detector  $D$ .

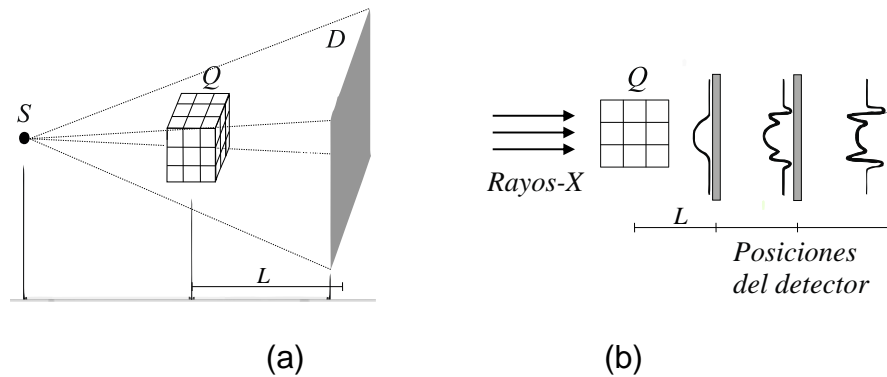
**Figura 2.** Esquema de escaneo de un sistema ABI



**1.1.2.2 Imagen basada en propagación (PBI)** La Figura 3 (a) muestra un sistema PBI, éste depende de franjas de interferencia que surgen en la

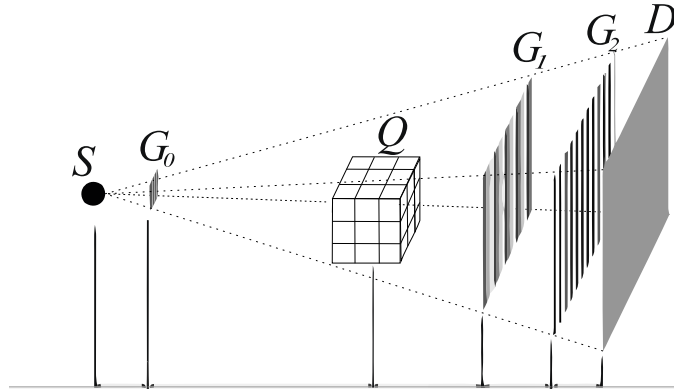
propagación en el espacio libre en el régimen de Fresnel. Sin embargo, no son una medida directa de la fase. En este caso, no hay ningún dispositivo óptico adicional, la fuente de rayos-X debe ser coherente y se necesita un detector de alta resolución para observar las franjas. Se deben tomar una serie de imágenes a diferentes distancias de propagación, con el fin de determinar de forma inequívoca la fase del frente de onda, como se muestra en la Figura 3 (b).

**Figura 3.** Esquema de escaneo de un sistema PBI. (a) Esquema del escáner. (b) Frentes de onda a diferentes distancias  $L$ .



**1.1.2.3 Imagen basada en rejillas (GBI)** La Figura 4 muestra un sistema tradicional GBI. La rejilla  $G_0$  que se ubica en la fuente convierte el haz de rayos-X incoherente en una serie de haces individuales que son espacialmente coherentes. La rejilla de fase  $G_1$  divide cada haz en dos fuera de fase, así interfieren unos con otros. El patrón de interferencia puede ser muestreado mediante la traducción de la rejilla de absorción  $G_2$  que se ubica justo en frente del detector.

**Figura 4.** Esquema de escaneo de un sistema GBI.

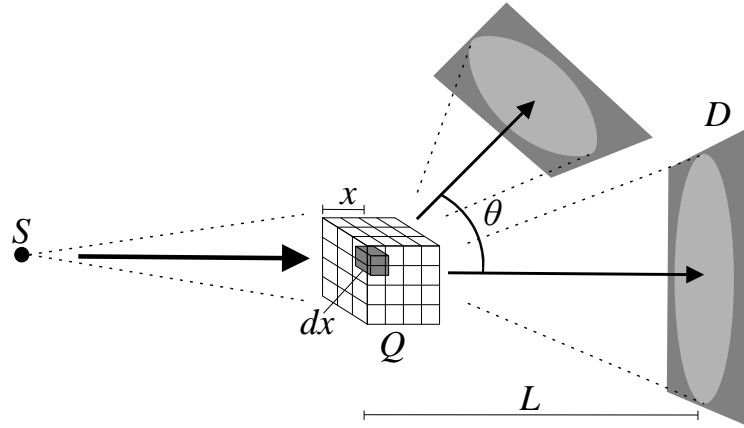


**1.1.3 CT de difracción** CT de difracción se basa en las propiedades de difracción de los rayos-X, es decir, en la medida de la desviación de los rayos cuando interactúan con un objeto. Con esta técnica se puede hacer una discriminación selectiva de los elementos que componen una muestra escaneada, mediante la fijación del ángulo de Bragg que produzca un pico de interferencia. El diferencial de dispersión de una sección transversal está dado por:

$$\left(\frac{d\sigma}{d\Omega}\right)_{coherente} = \frac{r_e^2}{2} (1 + \cos^2(\theta)) F^2(q, Z), \quad (7)$$

donde  $r_e$  es el radio del electrón  $2,82 \times 10^{-15}$ [m],  $\theta$  es el ángulo de difracción,  $F(q, Z)$  es el factor de forma atómico,  $q = \sin(\theta/2)/\lambda$  es la transferencia de energía cinética. El ángulo  $\theta$  entre el haz primario y el haz difractado es el denominado ángulo de Bragg. La Figura 5 muestra un esquema del escaneo en CT de difracción.

**Figura 5.** Esquema de escaneo para CT de difracción.



La radiación difractada, desde el elemento  $dx$  del objeto  $Q$  en la posición  $x$ , que se capta por el  $i$  –ésimo elemento del detector puede expresarse como:

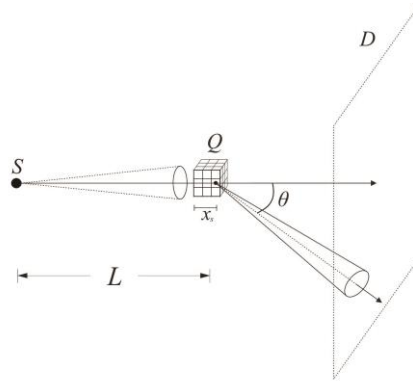
$$dN = N_0 T_p(x) n_0 \left( \frac{d\sigma}{d\Omega} \right)_{total} (x, q) \Delta\Omega_i(\theta, x) T_s(x) dx + M, \quad (8)$$

donde  $N_0$  es el número de fotones que inciden sobre el objeto,  $T_p(x)$  es la transmisión de haz primario a  $dx$ ,  $n_0$  es el número de centros de difracción por unidad de volumen en  $x$ ,  $(d\sigma/d\Omega)_{total}(x, q)$  es la dispersión coherente e incoherente de la sección transversal por unidad de volumen y por centro de difracción,  $q$  es la transferencia de momento para el elemento de objeto en  $x$ ,  $\Delta\Omega_i(\theta, x)$  el ángulo sólido del detector  $i$ ,  $T_s(x)$  es la transmisión del haz difractado desde  $x$  hasta el detector y  $M$  es el componente de difracción múltiple. Es posible reconstruir las imágenes tomográficas, basadas en patrones de difracción, con una serie de supuestos simplificadores [26], [27].

**1.1.4 CT de dispersión** Después de que un haz de rayos-X interactúa con los elementos internos de los tejidos, algunos fotones serán desviados de la dirección de desplazamiento original, como muestra la Figura 6. A esto se llama dispersión

de fotones. La dirección y la intensidad de los fotones dispersados están directamente relacionados con la distribución de densidad de electrones dentro del tejido. CT de dispersión se basa en la reconstrucción de la distribución de la densidad de electrones en un objeto, por medio de la dispersión medida dentro de un rango angular específico [28].

**Figura 6.** Esquema de escaneo para CT de dispersión.



La intensidad de dispersión de rayos-X en la posición  $x$  del detector se describe a partir del diferencial de dispersión de fotones en una sección transversal, como sigue:

$$D(x) = \int_L I(x_s) \rho(x_s) \left( \frac{d\sigma}{d\Omega} \right)_{total}(\theta) e^{-\int_0^1 \mu(x_s) dx_s} \cos \theta dx_s, \quad (9)$$

donde  $L$  es la distancia de la fuente hasta el objeto,  $\theta$  es el ángulo de dispersión que está dado por  $\theta = \cos^{-1}(x - x_s)v / \|x - x_s\|$ ,  $v$  es la dirección del rayo y  $\rho(x_s)$  es la densidad del electrón en la posición  $x_s$ . Por lo tanto, la energía de dispersión total,  $E_{dt}$ , adquirida por un detector puede ser formulada como:

$$E_{dt} = \int D(x) dx. \quad (10)$$

**1.1.5 CT de doble energía (DECT)** Las interacciones entre los rayos-X, con energía fotónica entre 30 keV y 200 keV, y la materia están dominadas por la dispersión Compton y el efecto fotoeléctrico. La dispersión Compton y el efecto fotoeléctrico son dependientes tanto de los materiales como de la energía y cada uno de ellos se modela como:

$$\mu(x, y, z, E) = a_c(x, y, z)f_{KN}(E) + a_p(x, y, z)f_p(E), \quad (11)$$

donde  $(x, y, z)$  son las coordenadas de la muestra,  $\mu(x, y, z, E)$  es la atenuación total,  $E$  es la energía incidente,  $a_c(x, y, z)$  es el coeficiente de Compton,  $a_p(x, y, z)$  es el coeficiente fotoeléctrico,  $f_{KN}(E)$  es el diferencial de dispersión de Compton o dispersión incoherente y  $f_p(E)$  se aproxima a la dependencia de energía de la interacción fotoeléctrica así:

$$f_p(E) = E^{-3}. \quad (12)$$

Los coeficientes son funciones de las propiedades físicas de los materiales, como la masa, la densidad y el número atómico. Un escáner de CT de doble energía obtiene dos conjuntos de proyecciones logarítmicas descritas como:

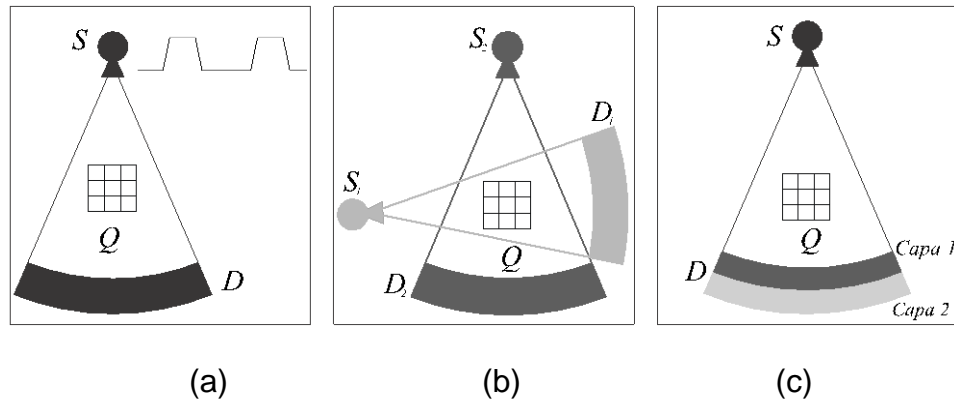
$$P_L = -\ln\left[\int S_L(E)e^{-A_p f_p(E) - A_c f_{KN}(E)dE}\right] + \ln \int S_L(E)dE \quad \text{y} \quad (13)$$

$$P_H = -\ln\left[\int S_H(E)e^{-A_p f_p(E) - A_c f_{KN}(E)dE}\right] + \ln \int S_H(E)dE, \quad (14)$$

donde  $P_L$  y  $P_H$  corresponden a las proyecciones con baja y alta energía, respectivamente,  $A_c = \int a_c(x, y, z)d(x, y, z)$  y  $A_p = \int a_p(x, y, z)d(x, y, z)$ ,  $S_L(E)$  y  $S_H(E)$  son los espectros de rayos-X incidentes de baja y alta energía,

respectivamente [29], [30]. En general, las proyecciones se adquieren mediante tres mecanismos: DECT de conmutación rápida de kilovoltage, donde la fuente varía la energía de radiación dentro de un rango definido; DECT de doble fuente, en el cual se usan dos fuentes independientes para cubrir el campo de visión desde dos puntos distintos; y DECT de detector multicapa, que posee dos capas de detectores con diferente sensibilidad [18]. En la Figura 7 se muestra un esquema de los sistemas mencionados.

**Figura 7.** Esquemas de escaneo para DECT. (a) DECT de conmutación rápida de kilovoltage. (b) DECT de doble fuente. (c) DECT de detector multicapa.



**1.1.6 CT compresiva** El muestreo compresivo (CS de su sigla en inglés) es una nueva teoría para adquirir y reconstruir señales [6]. A diferencia del proceso de adquisición de señales tradicional, la teoría de CS permite que las señales compresibles sean muestreadas a una frecuencia cercana a su tasa de información intrínseca, que está muy por debajo de la tasa de Nyquist [3]. CS se basa principalmente en dos condiciones: (1) que las señales digitales sean dispersas y (2) la incoherencia de la matriz de medición.

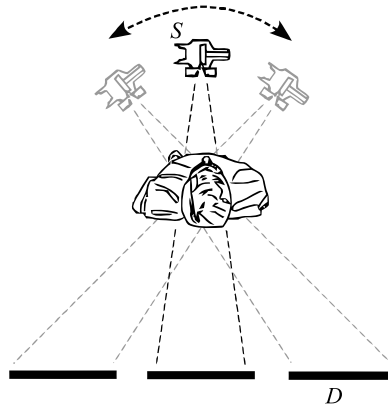
Este método se ha introducido con ventajas en cuanto a los tiempos de adquisición y dosis de radiación. Con un sistema de CS para CT, se reducen las medidas y el tiempo para tomarlas, lo que significa que un objeto bajo estudio se expone a una cantidad menor de radiación [12].

## **1.2 GENERACIONES DE CT**

Un sistema de CT posee dos piezas clave, una fuente de rayos-X y un detector o arreglo de detectores. En las fuentes se producen fotones con alta energía por medio de aceleración y desaceleración de electrones. Por otro lado, los detectores miden la cantidad de luz que pasa a través del objeto bajo estudio. Las fuentes, por lo general son tubos de rayos-X. Sin embargo, existen trabajos y aplicaciones en las que se usa el Sincrotrón. Actualmente, los detectores son de estado sólido, analógicos o digitales, usan celdas electrónicas y fotodiodos para hacer conteo de fotones. El desarrollo tecnológico referente a CT se ha enfocado en estas dos piezas específicamente, así que sus características definen cada generación [31].

Previo a la introducción de la tecnología de los escáneres CT se estableció la tomosíntesis, una técnica tomográfica que produce un conjunto de imágenes de cortes transversales apilados, a partir de un número limitado de proyecciones, con bajas dosis de radiación, adquiridas dentro de un campo angular limitado.[32]. En la Figura 8 se muestra la geometría de un escáner de tomosíntesis.

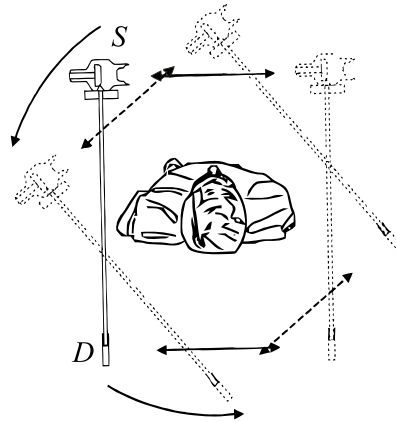
**Figura 8.** Geometría de un escáner de tomosíntesis.



Años después, en la década de los setenta se impulsó el desarrollo de tecnologías que mejoraran el alcance de esta técnica, punto de partida para las denominadas generaciones CT [33]. En las siguientes subsecciones se presentan los principales aspectos de cada generación y la descripción de la geometría correspondiente.

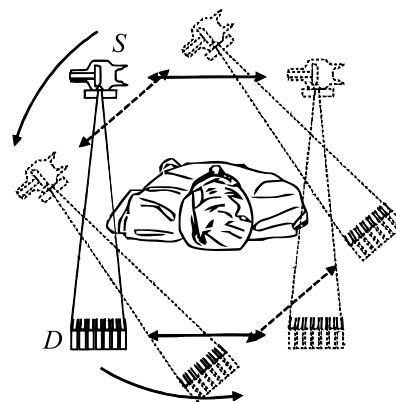
**1.2.1 Primera generación (1G)** Un escáner 1G consiste en una fuente con su haz restringido a una línea delgada y un detector que se mueve alrededor de un área circular que contiene al objeto o paciente. Después de tomar varias proyecciones lineales en paralelo, la fuente y el detector rotan para tomar una nueva proyección, esto sucede de manera sucesiva hasta tomar un número arbitrario de proyecciones. Una ventaja de esta geometría es que el detector no capta la radiación dispersa, por lo que la medida de la atenuación es, en su mayoría, acertada. La Figura 9 muestra la configuración de un escáner 1G.

**Figura 9.** Esquema del escáner de 1G.



**1.2.2 Segunda generación (2G)** La Figura 10 muestra un esquema de un escáner 2G, tiene detectores dispuestos en un arreglo vectorial. A diferencia del 1G, la fuente emite un haz en forma de abanico. Entonces, mientras se toma una proyección con el detector central del arreglo, se obtienen otras proyecciones a diferentes ángulos con el resto de detectores.

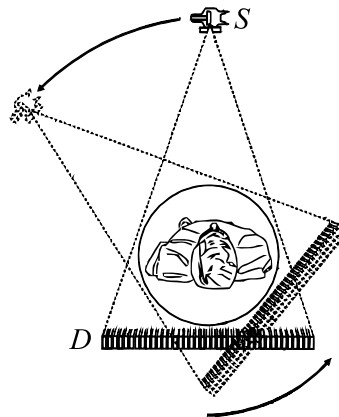
**Figura 10.** Geometría del escáner de 2G.



Con un escáner 2G se deben considerar los efectos de la dispersión, sin embargo, como la radiación dispersa puede terminar en cualquier detector del arreglo, cada uno está restringido a medir la radiación desde la dirección correcta. Esta restricción reduce la eficiencia e incrementa la radiación.

**1.2.3 Tercera generación (3G)** La geometría de un escáner 3G se muestra en la Figura 11 consiste en una fuente que emite un haz en forma de abanico que cubre toda la región de escaneo desde una sola posición. De esta manera, la fuente y el arreglo de detectores no requieren proyecciones lineales. Para obtener un número suficiente de muestras por proyección se usa un gran número de detectores. El poco movimiento que requiere un escáner 3G conlleva a una disminución en el tiempo de adquisición. Los detectores de esta generación deben estar restringidos para reducir los efectos de la dispersión y deben ser muy pequeños.

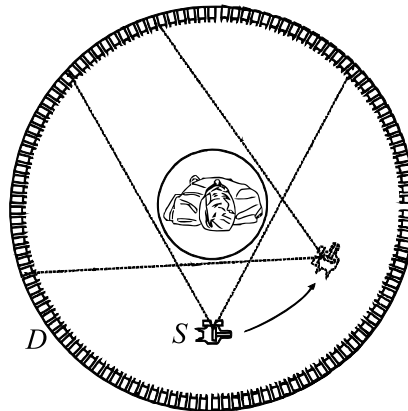
**Figura 11.** Geometría del escáner de 3G.



**1.2.4 Cuarta generación (4G)** La geometría de los escáneres 4G se muestra en la Figura 12 consiste en una fuente rotatoria y un anillo de detectores estáticos. Como no existe restricción y el área de detección es amplia, se logra una

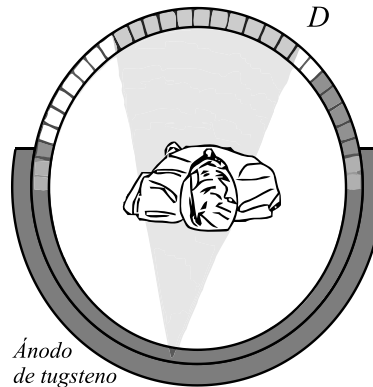
detección eficiente, aunque por esa misma razón, la dispersión es el mayor problema de los escáneres 4G.

**Figura 12.** Geometría del escáner de 4G.



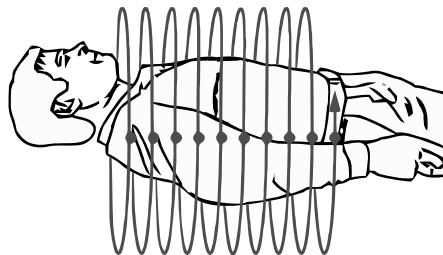
**1.2.5 Quinta generación (5G)** La fuente de rayos-X se convierte en una parte fundamental del diseño del sistema. El arreglo de detectores permanece estacionario, mientras que un haz de electrones de alta energía se dispersan electrónicamente a lo largo del ánodo semicircular de tungsteno, como se ilustra en la Figura 13 los rayos-X se producen en el punto donde el haz de electrones golpea el ánodo. La fuente de rayos-X gira alrededor del paciente en forma de bloque. Con esta configuración, los datos se pueden adquirir en un tiempo mucho menor al que toman los otros escáneres.

**Figura 13.** Geometría del escáner de 5G.



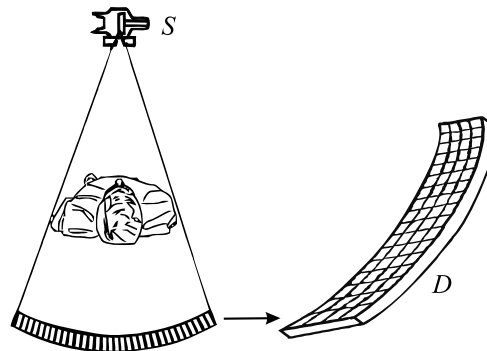
**1.2.6 Sexta generación (6G)** Combina los principios de la tercera y la cuarta generación con la tecnología de anillo de deslizamiento en un sistema que puede girar continuamente alrededor del objeto sin estar limitado por los cables eléctricos. Además, el área del objeto es móvil y esto permite que la adquisición de datos sea continua. La ventaja principal de este tipo de escáner es el tiempo de adquisición. La desventaja principal se encuentra en la forma de recoger los datos. Dado que los datos se guardan como un patrón helicoidal, no hay secciones transversales completas de datos disponibles. Este problema puede ser compensado a través del proceso de reconstrucción. En la Figura 14 se muestra un esquema del escaneo helicoidal.

**Figura 14.** Esquema de escaneo helicoidal.



**1.2.7 Séptima generación (7G)** La generación de escáneres CT más reciente consiste en una matriz de múltiples detectores y una fuente de rayos-X que emite haces en forma de cono como se muestra en la Figura 15. En un sistema 7G, la fuente no está restringida, por lo tanto, la intensidad del haz de rayos-X inicial no se reduce drásticamente, de forma que puede interactuar de manera eficiente con la matriz de detectores. Con el fin de utilizar una geometría de rayos-X de haz cónico es necesaria una matriz de múltiples detectores. Un escáner 7G puede adquirir una cantidad extraordinaria de información en un lapso muy corto, lo que requiere un nivel mucho más alto en el proceso de reconstrucción.

**Figura 15.** Geometría del escáner de 7G.



**1.2.8 CT de múltiples fuentes** Como se ha mencionado, el método tradicional de CT se basa en la obtención de la atenuación de los rayos al traspasar un objeto [1]. En los últimos años se han desarrollado formas de medir los cambios de intensidad usando múltiples fuentes e instrumentos ópticos que modulan los haces, en busca de mejor calidad y reducción de la dosis.

Recientemente se han propuesto sistemas basados en la influencia del número de fuentes de rayos-X sobre las reconstrucciones de CT. Por ejemplo, los sistemas *Pioneering Dynamic Spatial Reconstructor of Mayo Clinic* [34], *Line Sources CT* [35], *Inverse-geometry CT* y *Ultimately a rebirth of stationary CT* [36] poseen múltiples fuentes de rayos-X distribuidas de diversas maneras. El uso de más de una fuente permite disminuir el tiempo de adquisición de los datos, reducir la dosis de radiación, aumentar la resolución espacial de las imágenes y la precisión en las reconstrucciones. Aunque los desarrollos en tecnologías de adquisición se han centrado en los sistemas de detección, se espera que los próximos avances se enfoquen en el uso de múltiples fuentes de rayos-X.

### 1.3 RECONSTRUCCIÓN

La reconstrucción de imágenes de CT, consiste en asignar la atenuación  $\mu$  adecuada a cada vóxel que discretiza el objeto a partir de una matriz conocida como sinograma, que contiene las intensidades y ángulos de incidencia captados por el detector. Para realizar dicha asignación se utilizan métodos analíticos o iterativos. Los métodos analíticos comprenden la solución directa de un sistema de ecuaciones lineales, dos ejemplos de estos métodos son la retroproyección y la retroproyección filtrada FBP, este último reconocido por ser muy rápido. Los métodos iterativos incluyen el método iterativo algebraico ART y algoritmos iterativos como reconstrucción simultanea iterativa SIRT (del inglés Simultaneous Iterative Reconstruction Technique) [1].

El problema de reconstrucción consiste en calcular la distribución de atenuaciones de un objeto  $f(x,y)$  a partir de las proyecciones expresadas por medio de la transformada de Radon [1]. La transformada de Radon  $R\{\cdot\}$  de una función  $f(x,y)$  se define como:

$$R\{f(x, y)\} = \int_{-\infty}^{\infty} f(r \cos \theta, r \sin \theta + s \cos \theta) ds = p(r, \theta), \quad (15)$$

donde  $r$  y  $s$  hacen parte del nuevo sistema cordenado que es rotado un ángulo  $\theta$ , así:

$$\begin{bmatrix} r \\ s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}. \quad (16)$$

**1.3.1 Métodos analíticos** Es posible identificar que la función  $\mu(x)$  de la ecuación (1) está relacionada con  $f(x, y)$  de la ecuación (15). Dadas las proyecciones, es decir, la transformada Radon, es posible estimar la distribución de atenuaciones de  $f(x, y)$ . Aunque es posible retro-proyectar el sinograma al espacio de la imagen, esto conduce imagen borrosa. Para brindar una mejor solución, el método de FBP comienza calculando la transformada de Fourier. Luego, se convoluciona con un filtro. Finalmente, al aplicar la transformada inversa de Fourier bidimensional, se obtiene la aproximación al objeto:

$$f(x, y) = \int_0^{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} P(k, \theta) g(k) e^{j2\pi kr} dk d\theta, \quad (17)$$

donde  $g(k)$  corresponde al filtro seleccionado.

**1.3.2. Métodos iterativos** El algoritmo SIRT será usado en este trabajo para comparar los resultados con un método tradicional. SIRT consiste en tres fases principalmente, (1) proyección del objeto estimado, (2) corrección del factor de cálculo (actualizaciones), y (3) actualización de las retroproyecciones del objeto estimado. El algoritmo SIRT es uno de los muchos métodos que resuelven un sistema lineal de ecuaciones (8) por minimización.

$$Ax = b, \quad (18)$$

donde  $x$  representa a la imagen,  $b$  representa las proyecciones y  $A$  representa el proceso de escaneo. SIRT alterna entre proyecciones de avance y retroceso, su ecuación de actualización es:

$$x^{t+1} = x^t + CA^T R(b - Ax^t), \quad (19)$$

donde  $C$  y  $R$  son matrices diagonales que contienen la inversión de la suma de las columnas y las filas de un sistema y la matriz transpuesta  $A^T$  contiene las retroproyecciones del área reconstruida.

Con estos algoritmos de reconstrucción tradicionales, el número de proyecciones debe satisfacer el límite de Nyquist.

#### 1.4 APLICACIONES DE CT

CT es considerada una tecnología avanzada que tiene una amplia aplicación en la medicina y ha permitido ensayos no destructivos en otras áreas como la geología, la ingeniería y la industria. A continuación, se resaltan las generalidades sobre las aplicaciones en estas áreas.

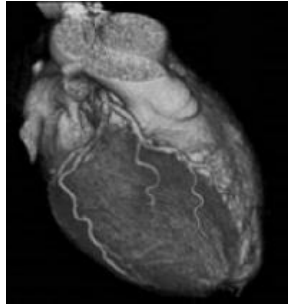
En medicina, CT es un procedimiento aceptado para diagnóstico, guía en procedimientos o monitoreo de la efectividad de los tratamientos para enfermedades como el cáncer. Mediante escáneres CT se obtienen imágenes de alto contraste en las que es posible identificar traumas óseos o tumores y estudiar órganos en tiempo real. Actualmente, CT se usa en procedimientos como fluoroscopia, imágenes y visualización 3D, angiografía e imágenes cardíacas [37], [38], [39], [40].

Aunque CT fue introducido como un procedimiento médico, se ha reconocido su uso en otras áreas como geología e ingeniería. Las primeras aplicaciones incluyen estudios en los campos de la ciencia del suelo, meteoritos, paleontología, geotecnia y la geología del petróleo. Actualmente, se usa CT de alta resolución (micro y nano CT) en la inspección de muestras geológicas para la exploración de recursos [41], [42], [43], [44], [45].

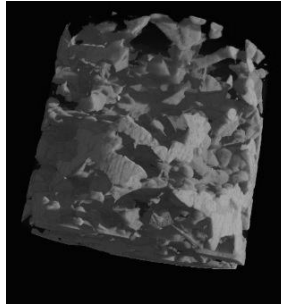
En la industria, CT se ha usado por varios años en ensayos no destructivos de los elementos fabricados. Uno de los usos más estudiados en la actualidad está relacionado con los sistemas de detección de explosivos. También se ha investigado en el estudio de materiales fabricados y manejo de residuos peligrosos [46], [47], [48].

La Figura 16 muestra 3 ejemplos de tomografías. La Figura 16 (a) muestra una imagen cardíaca [49], la Figura 16 (b) muestra la reconstrucción de los poros de un núcleo de granito [50] y la Figura 16 (c) muestra el modelo tridimensional obtenido del escaneo de un microchip [50]. Estas imágenes corresponden a resultados de investigaciones en medicina, geología e industria, respectivamente.

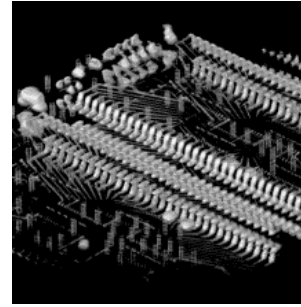
**Figura 16.** Modelo tridimensional de tomografía. (a) Imagen cardíaca. (b) Núcleo de granito. (c) Microchip.



(a)



(b)



(c)

Fuente: Centre for X-ray Tomography, Ghent University (UGCT), 2014.

## 2. MUESTREO COMPRESIVO

El muestreo compresivo (CS) es una nueva teoría para adquirir y reconstruir una señal de manera eficiente mediante la búsqueda de la solución dispersa a un sistema indeterminado de ecuaciones lineales [11]. CS establece que es posible reconstruir cierto tipo de señales a partir de una cantidad de muestras menor que la requerida por los métodos convencionales.

El teorema de Nyquist establece que es necesario muestrear a una frecuencia superior a dos veces el ancho de banda de la señal para evitar la pérdida de información. En aplicaciones como la adquisición de imágenes y video, el número de muestras necesarias para cumplir con este requerimiento es tan grande que es necesario recurrir a algoritmos de compresión para facilitar el almacenamiento y la transmisión de señales. En contraste, el enfoque de CS integra las tareas de muestreo y compresión en un solo proceso, reduciendo los esfuerzos y costos relacionados con el incremento de la tasa de muestreo necesaria con métodos tradicionales.

La teoría de CS se basa principalmente en dos condiciones: (1) la dispersión y (2) la incoherencia de la matriz de medición, que depende de la trayectoria de muestreo [5].

### 2.1 DISPERSIÓN

Se dice que una imagen es dispersa si la mayoría de sus elementos están cerca o son iguales a cero. Teniendo una imagen de  $N \times N$  píxeles representada en el vector  $\mathbf{f} \in \mathbb{R}^n$ , con  $n = N^2$ , se asume un proceso de medición lineal que calcula

$M \ll n$  productos internos entre  $\mathbf{f}$  y una colección de vectores  $\{\phi_j\}_{j=1}^M$  como  $y_i = \langle \mathbf{f}, \phi_j \rangle$ , entonces,

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{f}, \quad (20)$$

donde el conjunto de proyecciones  $y_i$  forman el vector  $\mathbf{y}$  de  $M$  elementos,  $\Phi$  es la matriz de medición con dimensiones  $M \times n$ , con filas  $\phi_j$ , y  $\mathbf{f}$  es la vectorización de la señal original. Teniendo en cuenta la reconstrucción de  $\mathbf{f}$  a partir de  $\mathbf{y}$ , se sabe que existen infinitas soluciones para la ecuación (20), porque la dimensionalidad de  $\mathbf{y}$  es mucho menor que la de  $\mathbf{f}$ . En otras palabras, hay menos ecuaciones que incógnitas.

CS explota el principio de que la mayoría de las señales naturales pueden expresarse en una base adecuada con un número pequeño de coeficientes. La dispersión es un requisito clave para la aplicación de la teoría de CS. Sin embargo, muchas de las señales de la naturaleza no son dispersas, pero se pueden volver dispersas adoptando una transformación. Por ejemplo, una imagen de CT tiene valores diferentes de cero en la mayoría de sus píxeles, a diferencia de sus coeficientes wavelet. En esta base, los coeficientes diferentes de cero son escasos y contienen la información más importante de la imagen original.

Matemáticamente,  $\mathbf{f} \in \mathbb{R}^n$  puede ser expresada como:

$$\mathbf{f} = \Psi \mathbf{x}, \quad (21)$$

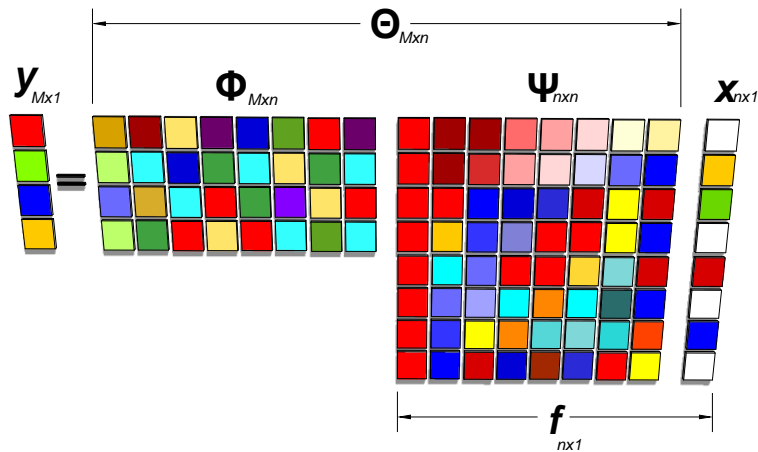
donde  $\mathbf{x}$  es la secuencia de coeficientes que representan a  $\mathbf{f}$  en la base ortonormal  $\Psi$ , que es una matriz con columnas  $[\psi_1, \dots, \psi_n]$ . Claramente,  $\mathbf{f}$  y  $\mathbf{x}$  son representaciones equivalentes de la misma señal. Sin embargo, si se cumple la condición de dispersión, con apenas  $M$  coeficientes de  $\mathbf{x}$ , con  $M \ll n$ , es posible reconstruir  $\mathbf{f}$  a partir de la transformación (21.) [5].

De acuerdo con las ecuaciones (20) y (21):

$$y = \Phi f = \Phi \Psi x = \Theta x. \quad (22)$$

La Figura 17. muestra la representación gráfica de la ecuación (22), donde  $\Theta = \Phi \Psi$  de  $M \times n$  es la matriz de muestreo compresivo.

**Figura 17.** Muestreo compresivo estandar,  $y$  es el vector de proyecciones,  $\Phi$  es la matriz de medición,  $f$  es la señal original,  $\Psi$  es alguna base de representación dispersa y  $x$  es el vector de coeficientes dispersos.



## 2.1 MUESTREO INCOHERENTE

El sistema de ecuaciones indeterminado (22) hace que la recuperación de  $x$  sea imposible sin tener más información. Afortunadamente, en CS es posible si se satisface que la matriz de medición  $\Phi$  sea incoherente con la transformación dispersa  $\Psi$ . La incoherencia significa que la señal a ser reconstruida, con una representación dispersa en alguna base  $\Psi$ , no puede ser dispersa en el dominio en el que se haya adquirido.

La restricción a pares de bases ortonormales no es esencial y se limita a simplificar el tratamiento. La coherencia entre la matriz de medición y la base de representación se expresa como:

$$\mu(\Phi, \Psi) = \sqrt{n} \cdot \max_{1 \leq k, j \leq n} |\langle \phi_k, \psi_j \rangle| \quad (23)$$

La coherencia mide la mayor correlación entre los elementos de  $\Phi$  y de  $\Psi$ . Si  $\Phi$  y  $\Psi$  contienen elementos correlacionados, la coherencia es alta, de lo contrario es baja. Un ejemplo de bases incoherentes es wavelets con noiselets [5]. Por otro lado, Las matrices aleatorias son en gran medida incoherentes con cualquier base fija  $\Psi$ . Teniendo en cuenta una base ortonormal uniforme aleatoria, con alta probabilidad, la coherencia entre  $\Phi$  y  $\Psi$  es cerca de  $\sqrt{2 \log n}$ .

La condición de incoherencia puede preservar la información, ya que requiere que la energía de la señal se distribuya por todo el dominio de detección. Cada medición recoge información de todos los componentes de la imagen. Lo ideal es que una matriz de medición asegure que la información relevante en cualquier señal compresible no este dañada por la reducción de dimensionalidad de  $f$  a  $y$  [5], [51].

### 2.3 RECONSTRUCCIÓN CS

Dado un conjunto de medidas  $y$ , que dependen de la configuración de las fuentes, la reconstrucción de las proyecciones de CT se enfoca en resolver un sistema lineal de ecuaciones indeterminado a partir de la estimación de  $f$  con una función de minimización. Esto se plantea como:

$$f = \Psi \left( \arg \min_x \|y - \Theta x\|_2^2 + \tau \|x\|_1 \right), \quad (24)$$

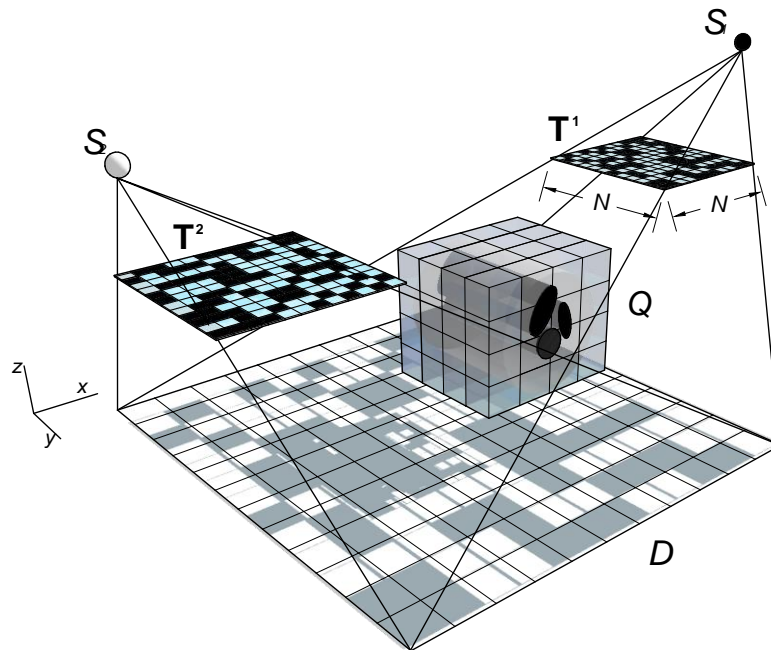
donde  $\Psi$  es una base de representación dispersa,  $\Theta$  es la matriz de muestreo compresivo,  $x$  es el vector de coeficientes dispersos, el parámetro  $\tau$  es una constante de regularización y  $\|\cdot\|_1$  y  $\|\cdot\|_2$  corresponden a las normas  $l_1$  y  $l_2$ , respectivamente.

Para la reconstrucción en CT es necesario recurrir a algoritmos que se puedan ajustar para converger de manera rápida en problemas de este tipo, en este trabajo se presentan los resultados obtenidos con el algoritmo GPSR, que puede resolver el problema planteado en la ec. (20) [52] y el algoritmo TwIST, que usa un diccionario disperso implícito como variación total (del inglés *total variation*) para resolver el problema de optimización [53].

### 3. MODELO DE CT COMPRESIVA

Una forma de implementar la teoría de CS en una configuración de CT es incluir elementos en el sistema que permitan codificar las medidas para tomar muestras comprimidas [54]. Estos elementos pueden ser aperturas codificadas, debido a los efectos que tienen sobre la luz. Las aperturas codificadas corresponden a arreglos bidimensionales con patrones de materiales opacos a la luz, las secciones que no contienen material opaco definen su transmitancia, es decir, la fracción de luz que puede atravesarlas. En la Figura 18 se muestra un esquema del sistema de muestreo para CT utilizado en este trabajo. Este sistema dispone de múltiples fuentes, dispuestas en un arreglo matricial. Además se incluyen las aperturas codificadas  $T^i$ , que modulan los haces proyectados desde las fuentes hacia un plano de múltiples detectores que miden la atenuación generada por un objeto  $Q$ .

**Figura 18.** Sistema de CS para CT basado en aperturas codificadas.



En este caso las aperturas codificadas se ubican entre la fuente de rayos-X y el objeto, por tanto modulan la energía de haz cónico produciendo una proyección codificada en el plano del detector. Los elementos de la apertura codificada de dimensiones  $N \times N$ , que se ubica entre la  $i$ -ésima fuente y el objeto, se denotan como  $\mathbf{T}_{xy}^i \in \{0,1\}$ , donde 0 bloquea el haz de rayos-X y 1 permite el paso. Se define la matriz  $\Phi_i = \text{diag}(\mathbf{T}_{11}^i, \mathbf{T}_{12}^i, \dots, \mathbf{T}_{NN}^i)$ . Para generalizar el proceso de medición a varias fuentes se define la matriz  $\Phi$  como la concatenación de las  $\Phi_i$ , es decir,  $\Phi = [\Phi_0 | \Phi_1 | \dots | \Phi]$ . Definiendo el cubo de datos vectorizado en la base de representación  $\Psi$ , las medidas que detectará el sensor se pueden modelar como:

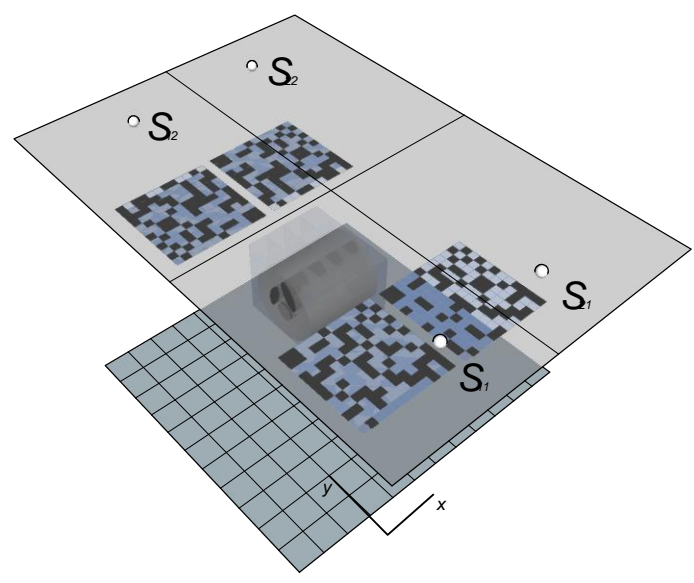
$$\mathbf{y} = \left( \sum_{i=0}^{P-1} \Phi_i \right) \mathbf{f} = \mathbf{C} \Phi \mathbf{f} = \Theta_{CCT} \mathbf{x}, \quad (25)$$

donde  $\mathbf{P}$  es el número de fuentes y  $\Theta_{CCT}$  es la matriz de CS para CT.

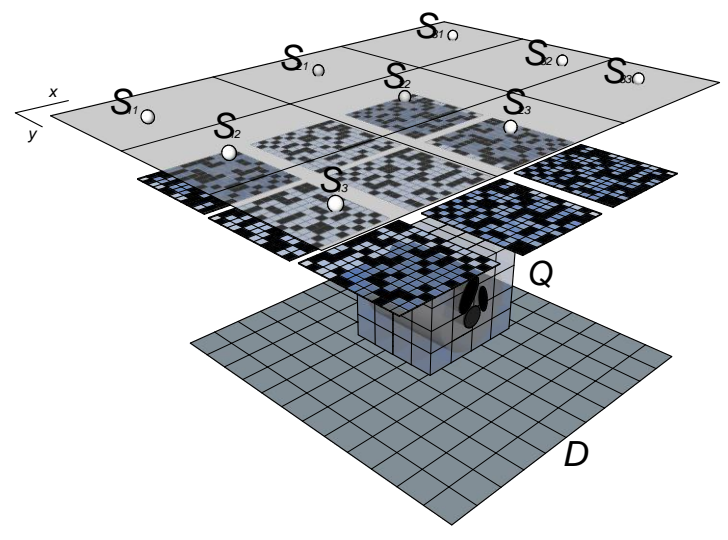
Si las medidas en una sola proyección por cada fuente no son suficientes para la reconstrucción, se pueden tomar proyecciones o capturas adicionales, cada una con un código distinto en las aperturas.

La cantidad de fuentes utilizadas en la configuración CCT puede variar, así como. También la su distribución ya que están dispuestas en un arreglo matricial. La Figura 19 muestra algunos ejemplos de distribuciones de fuentes, denotadas como  $S_{xy}$ , Figura 19 (a) Una distribución de 2 fuentes en  $x$  y el eje  $y$  y La figura 19 (b) Una distribución de 3 fuentes en  $x$  y el eje  $y$ .

**Figure 19.** Diferentes distribuciones de fuentes para el sistema CCT. (a) 2 fuentes en el eje x y en el eje y. (b) 3 fuentes en el eje x y en el eje y.



(a)



(b)

### 3.1 DISEÑO DE APERTURAS CODIFICADAS

Las aperturas codificadas son grillas con patrones de materiales opacos a la luz, la transmitancia es la cantidad de energía que puede atravesarlas, para el caso es la magnitud que expresa la cantidad de luz de rayos-X que se deja proyectar definitivamente sobre un objeto escaneado [55]. En otras investigaciones se han probado las aperturas en sistemas de rayos-X. Los patrones de dichas aperturas fueron diseñados en Matlab, impresos en plástico y luego revestidos con tungsteno, ya que el plástico provoca atenuaciones despreciables comparadas con las provocadas por el tungsteno, sus dimensiones fueron de 160 mm (x) por 200 mm (y) por 1 mm (z) y cada uno de sus elementos con dimensiones de 1,25 mm (x) por 0,75 mm (y). Posteriormente, fueron probados en un sistema de dispersión de rayos-X con una geometría en abanico [56].

En un sistema basado en aperturas codificadas, la calidad de las reconstrucciones depende, en gran medida, de la selección de las aperturas que se usan en el muestreo. Las aperturas codificadas son usadas tradicionalmente en sistemas para muestreo de señales multiespectrales CASSI [21]. Las aperturas usadas en dichos sistemas emplean códigos aleatorios tipo booleano, binario, en escala de grises y Hadamard. Patrones de tipo booleano han permitido obtener los mejores resultados en reconstrucción de imágenes espectrales [57].

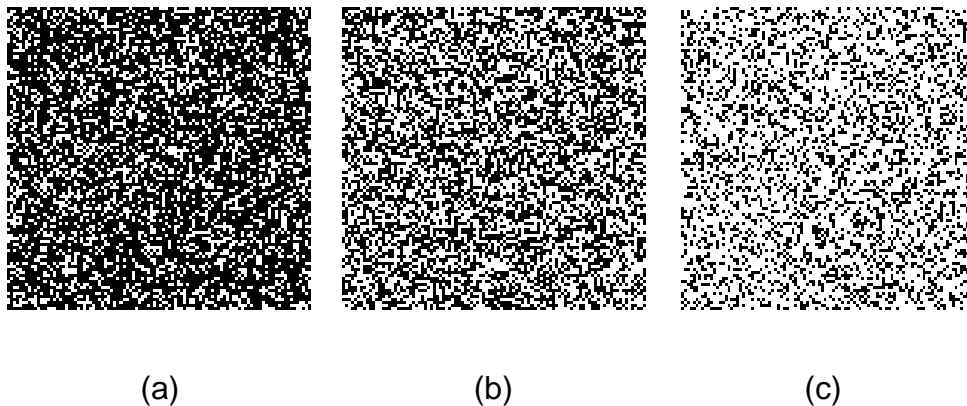
En este trabajo se emplean patrones tipo booleano, que además de codificar las señales de rayos-X, reducen la exposición del objeto bajo estudio. De esta manera, se cumple que  $\mathbf{T}_{xy}^i \in \{0,1\}$  y la transmitancia se puede calcular como:

$$Tr = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=1}^{N-1} \frac{t_{ij}}{N^2}, \quad (26)$$

donde  $N^2$  representa el tamaño de la apertura codificada.

En la Figura 20 se muestran diferentes matrices aleatorias de unos y ceros que representan aperturas codificadas como las que se usan en este trabajo. La Figura 20 (a) muestra una apertura codificada con una transmitancia del 30%, la Figura 20 (b) con una transmitancia del 50% y la Figura 20. (c) con una transmitancia del 70%; esto significa que el 30%, 50% y 70% de los elementos, de las aperturas, respectivamente, permiten el paso de la luz.

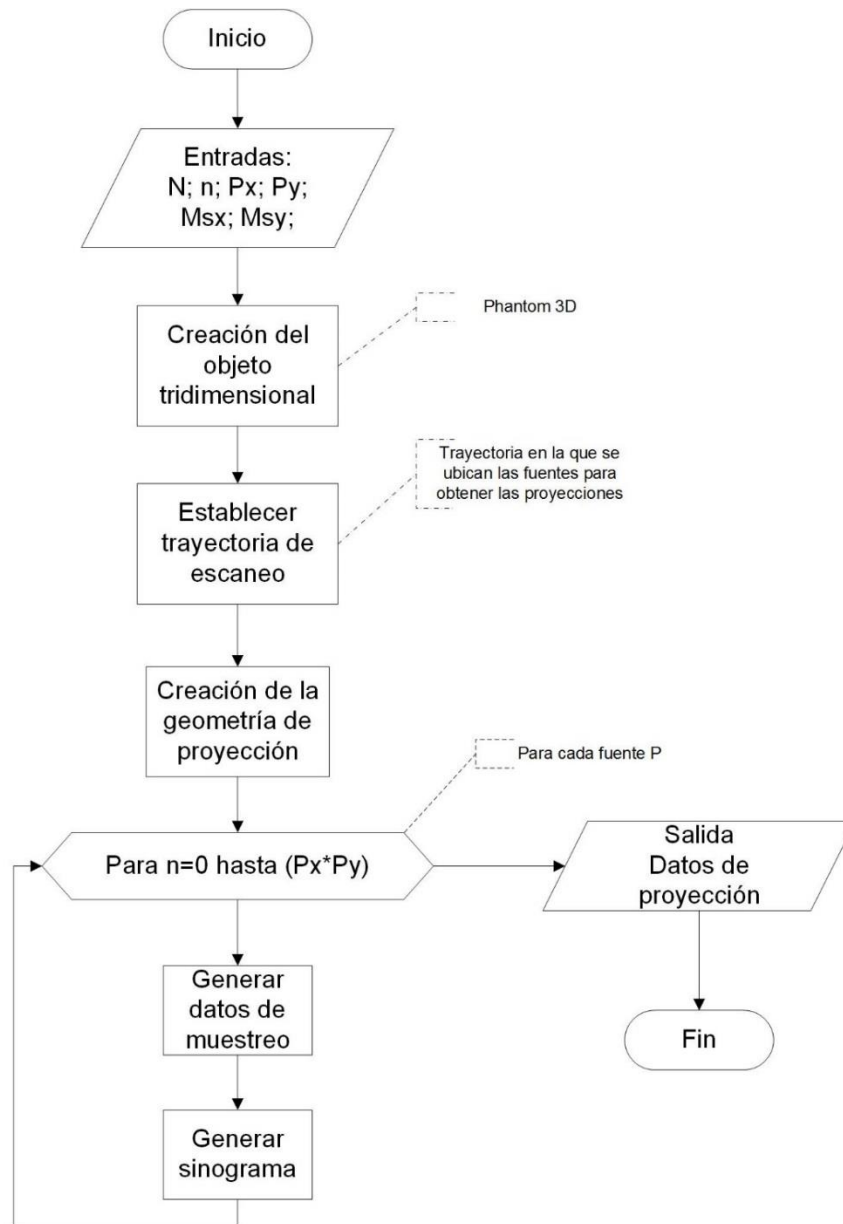
**Figura 20.** Aperturas codificadas con diferentes valores de transmitancia (a) 30%, (b) 50% y (c) 70%.



Con el fin de simular el proceso de muestreo compresivo para señales de rayos-X con el sistema propuesto, se realiza primero el muestreo tradicional. En la Figura 21 se muestra el diagrama de flujo del algoritmo para muestreo tradicional en CT. Las entradas al algoritmo son cortes axiales del objeto original. Como parte del proceso se debe establecer la trayectoria de escaneo, es decir, la trayectoria en la que se ubican las fuentes para obtener las proyecciones, a continuación se crea la geometría de escaneo, donde se configura el número de detectores y espacios

entre los componentes. Con dicha información es posible generar los datos de muestreo, para calcular el sinograma o matriz de medición, que será la salida de este algoritmo.

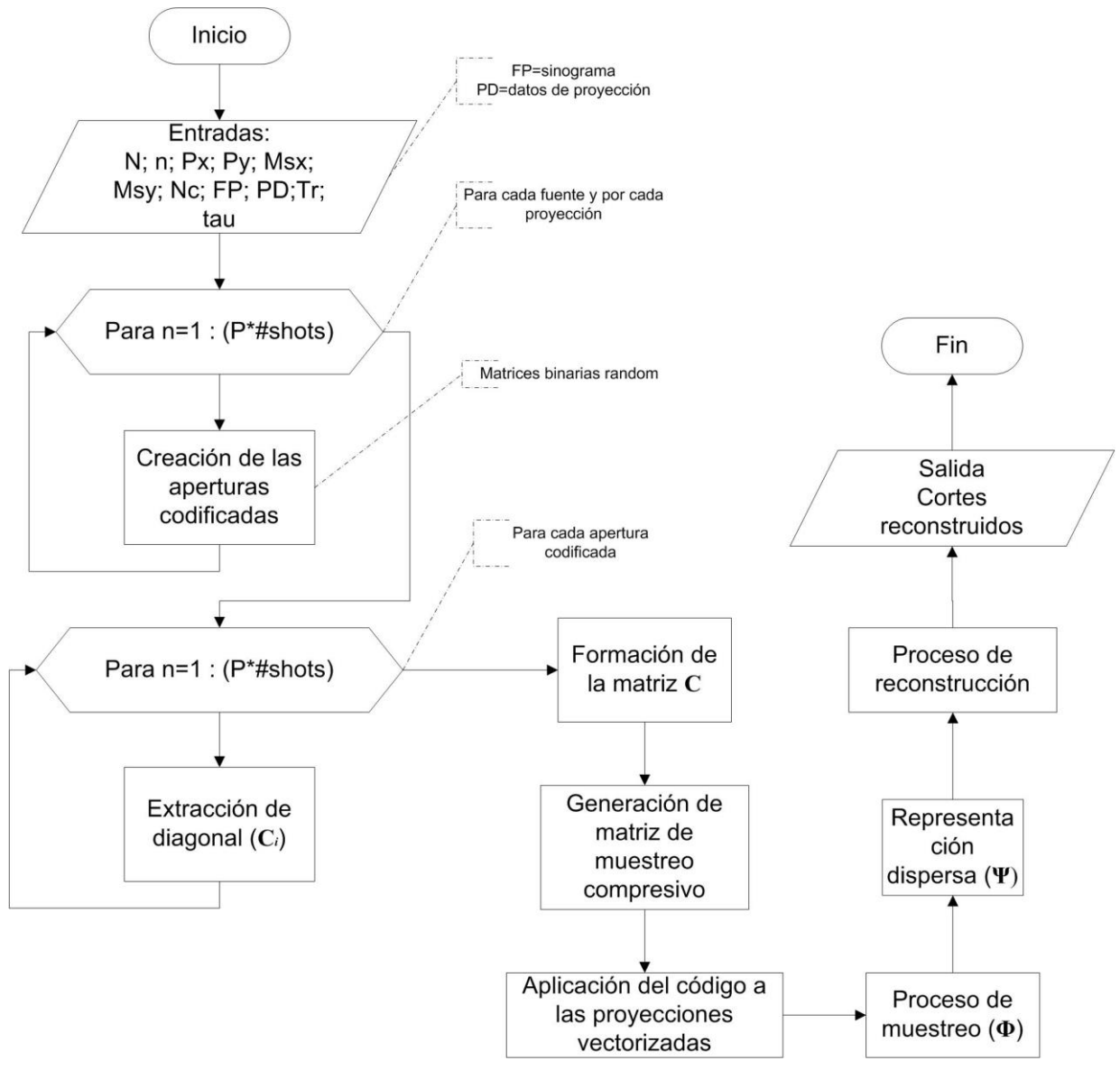
**Figura 21.** Diagrama de flujo del algoritmo para proceso de escaneo con el método tradicional.



Variable	Descripción
N	Dimensiones del objeto (x,y)
n	Número de cortes transversales
P	Número de fuentes de rayos-X
M	Dimensiones de la matriz de detectores (x,y)

Después de obtener las medidas, se puede optar por la reconstrucción tradicional, o para muestreo compresivo. El proceso requiere de los datos de muestreo generados por el algoritmo anterior. Se deben generar las aperturas codificadas, que corresponden a matrices aleatorias de ceros y unos. Entonces, para cumplir la condición de muestreo incoherente se aplican espacialmente sobre las matrices que contienen las medidas, de esta manera se disminuye el número de datos y se forman las matrices de muestreo compresivo. Los algoritmos GPSR o TwIST se encargan de encontrar la solución al sistema de ecuaciones (20) por medio de la transformación dispersa, que será la salida de este algoritmo, es decir, la imagen reconstruida. La Figura 22 muestra el diagrama de flujo del algoritmo para simular el proceso de muestreo compresivo en el sistema de CT.

**Figura 22.** Diagrama de flujo del algoritmo para proceso de escaneo aplicando muestreo compresivo.



Variable	Descripción
Nc	Número de proyecciones por fuente
FP	Matriz que contiene las medidas del escaneo
Tr	Transmitancia de las aperturas
$\Phi$	Matriz de medición
$\Psi$	Base de representación

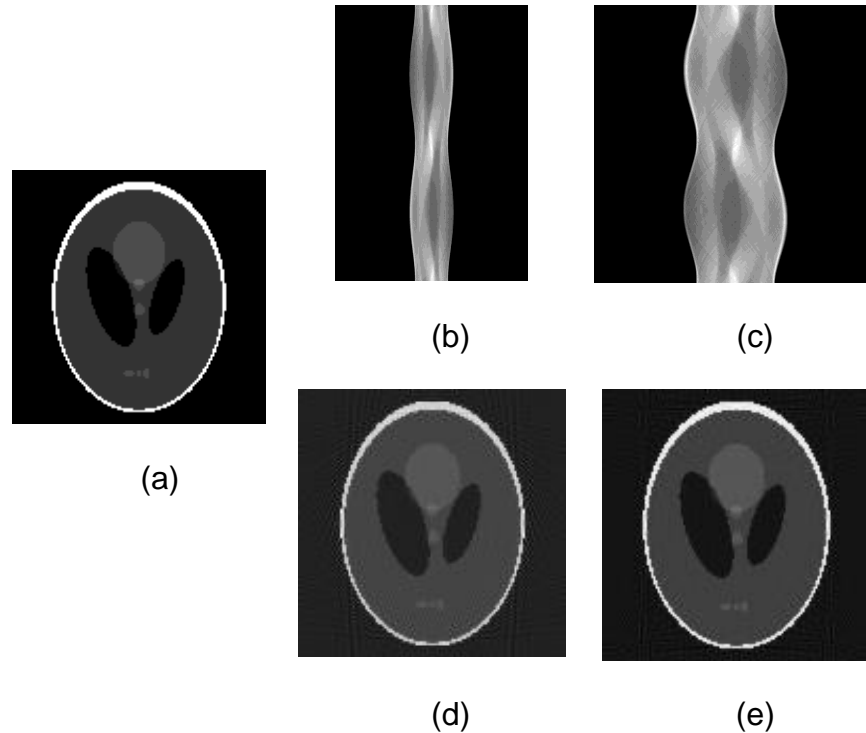
## 4. SIMULACIONES Y RESULTADOS

### 4.1 PRELIMINARES

Dentro del *software* para simulaciones de CT se destacan las herramientas de Astra, un paquete del *software* Matlab de código abierto desarrollado para tomografía [58]. Éste permite simular el procedimiento con distintas geometrías, correspondientes a las generaciones. Está basado en el método de transmisión, debido a que se reconstruye la estructura espacial mediante la estimación de coeficientes de atenuación a partir de medidas de intensidad. Finalmente, Astra contiene los algoritmos de reconstrucción mencionados.

El trabajo de la herramienta comienza con la generación de datos sintéticos que corresponden al objeto a escanear y la definición de la geometría de proyección. Con esta información se calculan las proyecciones y se genera el sinograma. Adicionalmente, se definen las dimensiones, distancias, los ángulos de proyección y el tipo de algoritmo de reconstrucción. La Figura 23 muestra ejemplos de simulaciones realizadas con la geometría en paralelo y en abanico. Las muestras tienen dimensiones de 128 por 128 píxeles, 256 detectores, 500 ángulos y un rango de 360 grados para el desplazamiento de la fuente. La Figura 23 (a) muestra una imagen fantasma (del inglés *phantom*), usada tradicionalmente para representar el objeto escaneado en CT, en las Figura 23 (b) y (c) se muestran los sinogramas correspondientes a los experimentos simulados con geometrías en paralelo y en abanico, respectivamente y en las Figura 23 (d) y (e) se muestran los resultados de la reconstrucción, realizada con el algoritmo FBP para cada experimento.

**Figura 23.** Simulación CT. (a) Imagen fantasma de referencia. (b) Sinograma geometría en paralelo. (c) Sinograma geometría en abanico. (d) Imagen fantasma reconstruida del experimento simulado con geometría en paralelo. (e) Imagen fantasma reconstruida del experimento simulado con geometría en abanico.



Una herramienta para expresar resultados de forma cuantitativa es el cálculo del PSNR (del inglés *Peak Signal-to-Noise Ratio*). La diferencia entre las reconstrucciones de las Figura 23 (d) y (e) es notoria, el PSNR es de 27.81 y 32.47 [dB], respectivamente. Esto se debe a la cantidad de medidas por ángulo. Mientras se mide una proyección lineal con una arquitectura en paralelo, se toman varias proyecciones del mismo tipo con una configuración en abanico. Por tanto, se espera que la reconstrucción con la configuración en abanico sea mejor, lo que se verifica con los valores de PSNR obtenidos.

#### 4.1 RECONSTRUCCIÓN CT COMPRESIVA

Considerando el sistema ilustrado en la Figura 18 un cubo de datos tipo phantom con imágenes de  $64 \times 64$  y 6 secciones ( $Q = 24576$ ) y el tamaño del detector y de las aperturas codificadas de  $70 \times 70$ , se realiza las simulaciones para determinar el efecto que tienen diversos parámetros sobre la calidad de las reconstrucciones.

El primer parámetro a tener en cuenta es el número de fuentes, para lo cual se usan aperturas codificadas con transmitancia de 50% en configuraciones como las mostradas en la Figura 19. Los resultados promedio obtenidos con la reconstrucción empleando el algoritmo GPSR se presentan en la tabla 1. En la última columna se muestra el resultado de 200 iteraciones del algoritmo SIRT como punto de referencia de un algoritmo tradicional.

**Tabla 1.** PSNR promedio para sistemas con diferente número de fuentes.

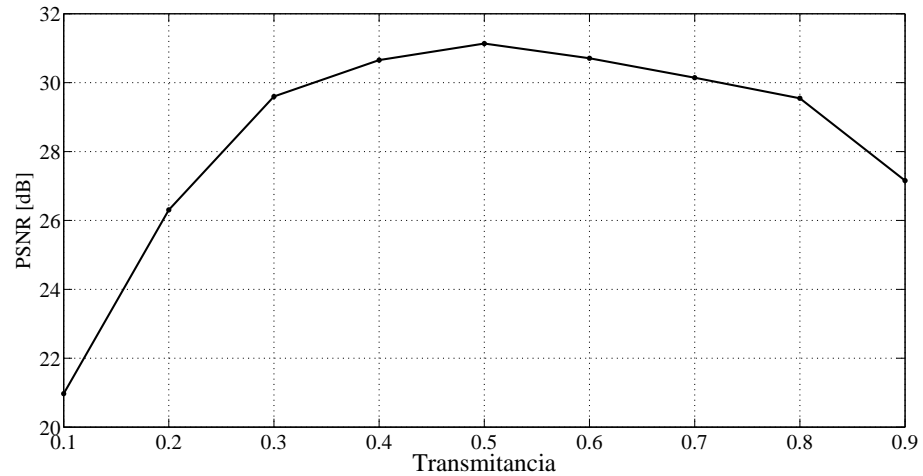
Número de fuentes en el eje x	Número de fuentes en el eje y	Total de fuentes	PSNR promedio (GPSR)	PSNR Algoritmo SIRT (Método tradicional)
4	4	16	31,17	37,92
3	4	12	31,93	33,30
4	3	12	31,98	34,59
2	5	10	27,20	28,16
5	2	10	23,73	28,35
3	3	9	31,24	29,28
2	3	6	27,29	25,34
3	2	6	26,14	25,56
2	2	4	21,82	20,42

1	1	1	14,63	14,79
---	---	---	-------	-------

Como se muestra en la tabla, los experimentos fueron realizados con diferente número y distribución de las fuentes. El mejor resultado corresponde a la reconstrucción con PSNR de 31,98 [dB], con una distribución de 4 fuentes en x y 3 fuentes en y, valor que no varía considerablemente si se aumentan las fuentes en cualquier dirección. Estos resultados evidencian el efecto que tiene el número de fuentes usadas en un escáner sobre la calidad de las imágenes. Además, se puede establecer que para el sistema con un arreglo de detectores de  $70 \times 70$ , 9 fuentes son suficientes para obtener resultados favorables.

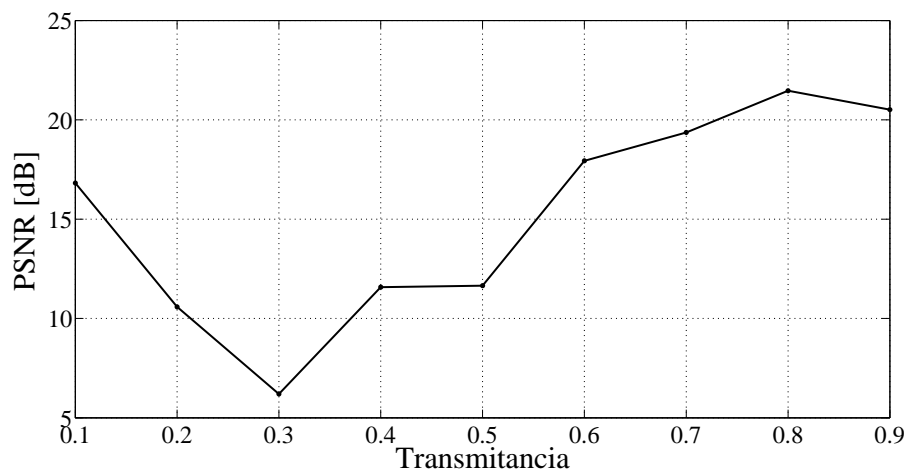
Para el segundo experimento se diseñan aperturas codificadas aleatorias con diferentes valores de transmitancia, se puede encontrar la relación de dependencia entre la transmitancia de la apertura codificada y la calidad de la reconstrucción. La Figura 24 muestra los resultados (en PSNR promedio) obtenidos en 10 repeticiones para cada valor específico de transmitancia con aperturas codificadas generadas aleatoriamente; en ella se observa que las simulaciones en las que se obtuvo mejor PSNR fueron las que corresponden a una transmitancia del 50%.

**Figura 24.** PSNR promedio de cada valor de transmitancia con el algoritmo GPSR.



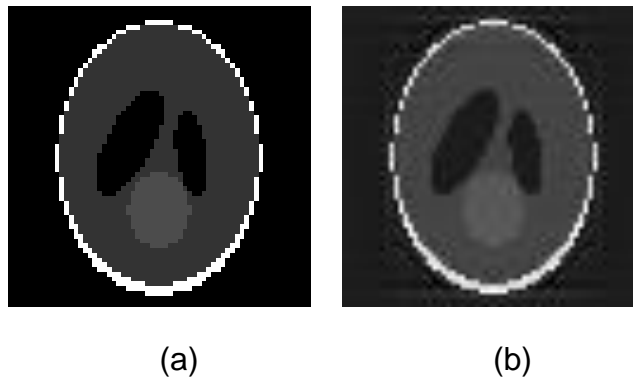
La Figura 25. muestra los resultados de las simulaciones realizadas para el algoritmo TwIST. Los mejores resultados se consiguieron con un valor de transmitancia del 80%. Sin embargo, son más bajos que los resultados del algoritmo GPSR.

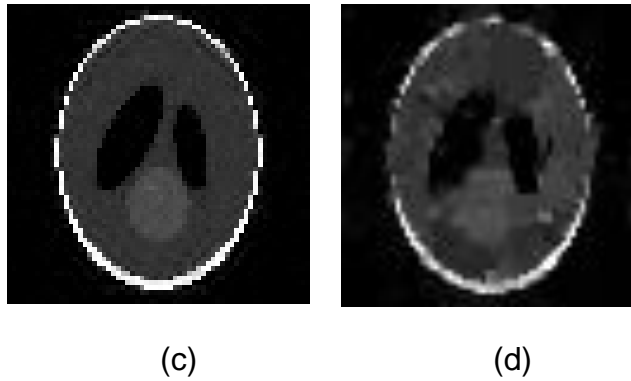
**Figura 25.** PSNR promedio de cada valor de transmitancia con el algoritmo TwIST.



Los resultados de reconstrucción de las secciones transversales se presentan en la Figura 26, donde se muestra la comparación entre las reconstrucciones del objeto 3-D, y las la imagen de un corte del cubo original. La Figura 26 (a) muestra una sección transversal del cubo original. La Figura 26 (b) muestra una sección transversal reconstruida con el algoritmo SIRT (Método tradicional), con PSNR=30,01[dB]. La Figura 26 (c) muestra la sección transversal reconstruida con el algoritmo GPSR, con transmitancia del 50% y PSNR=31,22 [dB]. La Figura 26 (d) muestra una sección transversal reconstruida con el algoritmo TwIST, con transmitancia de 80% y PSNR=21,46 [dB].

**Figura 26.** Comparación entre una sección del cubo original y secciones reconstruidas usando 9 fuentes. (a) Sección transversal del cubo original. (b) Sección transversal reconstruida con el algoritmo SIRT, PSNR=30,01[dB]. (c) Sección transversal reconstruida con el algoritmo GPSR, transmitancia del 50% y PSNR=31,22 [dB]. (d) Sección transversal reconstruida con el algoritmo TwIST, transmitancia de 80% y PSNR=21,46 [dB].





Finalmente, la tabla 2 muestra los resultados de las simulaciones realizadas para diferentes números de proyecciones.

**Tabla 2.** PSNR promedio de reconstrucciones del algoritmo GPSR para sistemas con diferente número de fuentes y proyecciones por Fuente.

Número de Fuentes	1x1	2x2	3x3
Número de capturas por fuente	PSNR promedio [dB]		
2	14,63	21,82	31,24
3	14,67	24,72	33,45
4	14,63	25,17	34,28

## 5. CONCLUSIONES

CT es una herramienta importante en varias áreas de investigación. Como se mostró en el capítulo 1, desde los años 70, el uso de rayos-X en ensayos no destructivos está envuelto en una continua evolución, que comprende aspectos físicos, algorítmicos y tecnológicos.

Este avance se da como respuesta a las necesidades generadas por el uso de la técnica, como por ejemplo disminuir los tiempos de adquisición y aumentar el nivel de detalle en las reconstrucciones. Una de las preocupaciones latentes es la dosis de radiación. Para responder a esta preocupación se ha investigado un nuevo método de adquisición usando la teoría de muestreo compresivo.

La técnica de muestreo compresivo permite comprimir una señal en el momento de la adquisición de los datos. Por lo tanto, elimina la necesidad de tomar todas las muestras impuestas por el criterio de Nyquist, que en resumen, establece que la frecuencia de muestreo debe ser mayor que dos veces la frecuencia máxima de la señal original. Se ha propuesto una arquitectura para mediciones en tomografía computarizada en la que se incluye la codificación física con aperturas codificadas mediante el modelado matemático de un sistema CCT. Se demostró que la codificación física puede ser utilizada para la compresión de datos en CT.

Los algoritmos existentes y los planteados de acuerdo al modelo permitieron simular tanto el proceso de muestreo y reconstrucción tradicional como el de muestreo compresivo. Los resultados de dichas simulaciones indican que la arquitectura seleccionada brinda resultados comparables a los logrados con arquitecturas tradicionales y que en condiciones iguales, los algoritmos de

reconstrucción usados para muestreo compresivo requieren de una menor cantidad de medidas que las que usa un algoritmo tradicional.

La calidad de las reconstrucciones CT está ligada a las características y distribución de las fuentes, la energía y restricciones de los haces de fotones, el área de detección, entre otros factores. En este trabajo se comprobó que la cantidad de fuentes y su distribución es un factor importante que define, en gran medida, la calidad de las reconstrucciones. Para el sistema CCT, la transmitancia de las aperturas codificadas usadas también es un determinante. Adicionalmente, con el resultado de las simulaciones se encontró que la proporción de la transmitancia con la que se obtienen mejores resultados, es del 50% y el PSNR promedio correspondiente es de 31,01 [dB].

## CITAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] T. M. Buzug, *Computed Tomography*. Springer-Verlag, Berlin/Heidelberg, 2008.
- [2] R. Lewitt and S. Matej, "Overview of methods for image reconstruction from projections in emission computed tomography," *Proc. IEEE*, vol. 91, no. 10, pp. 1588 – 1611, 2003.
- [3] C. E. Shannon, "Communication In The Presence Of Noise," *Proc. IEEE*, vol. 86, no. 2, pp. 447–457, Feb. 1998.
- [4] R. Smith-Bindman, J. Lipson, R. Marcus, K.-P. Kim, M. Mahesh, R. Gould, A. Berrington de González, and D. L. Miglioretti, "Radiation dose associated with common computed tomography examinations and the associated lifetime attributable risk of cancer.," *Arch. Intern. Med.*, vol. 169, no. 22, pp. 2078–86, Dec. 2009.
- [5] E. Candès and M. Wakin, "An introduction to compressive sampling," *Signal Process. Mag. IEEE*, vol. 25, no. 2, pp. 21–30, 2008.
- [6] D. L. Donoho, "Compressed sensing," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 52, no. 4, pp. 1289–1306, Apr. 2006.
- [7] A. Wagadarikar, R. John, R. Willett, and D. Brady, "Single disperser design for coded aperture snapshot spectral imaging.," *Appl. Opt.*, vol. 47, no. 10, pp. B44–51, Apr. 2008.
- [8] E. Maire and P. J. Withers, "Quantitative X-ray tomography," *Int. Mater. Rev.*, vol. 59, no. 1, pp. 1–43, Jan. 2014.
- [9] S. Gehrke and K.-E. Wirth, "Application of conventional- and dual-energy X-ray tomography in process engineering," *IEEE Sens. J.*, vol. 5, no. 2, pp. 183–187, Apr. 2005.

- [10] R. Barroso and R. Lopes, "Synchrotron biomedical applications using X-ray diffraction tomography," ... *Rec. 1999 IEEE*, vol. 2, pp. 855–859, 1999.
- [11] S. Qaisar, R. M. Bilal, W. Iqbal, M. Naureen, and S. Lee, "Compressive sensing: From theory to applications, a survey," *J. Commun. Networks*, vol. 15, no. 5, pp. 443–456, Oct. 2013.
- [12] K. Choi and D. J. Brady, "Coded Aperture Computed Tomography," *Proc. SPIE 7468, Adapt. Coded Aperture Imaging, Non-Imaging, Unconv. Imaging Sens. Syst.*, vol. 7468, p. 74680B–74680B–10, Aug. 2009.
- [13] Y. Levakhina, *Three-Dimensional Digital Tomosynthesis*. Springer Fachmedien Wiesbaden, 2013, p. 18.
- [14] S. Webb, "A review of physical aspects of X-ray transmission computed tomography," *IEE Proc. A Phys. Sci. Meas. Instrumentation, Manag. Educ. Rev.*, vol. 134, no. 2, p. 126, 1987.
- [15] A. V. Bronnikov, "Phase-contrast CT: Fundamental theorem and fast image reconstruction algorithms," *Proc. SPIE, Dev. X-Ray Tomogr. V.*, vol. 6318, no. 1, Aug. 2006.
- [16] W. Cong and G. Wang, "X-ray scattering tomography for biological applications.," *J. Xray. Sci. Technol.*, vol. 19, no. 2, pp. 219–27, Jan. 2011.
- [17] M. Westmore, "Investigation of coherent-scatter computed tomography," *Med. ....*, vol. 2432, no. May, pp. 24–32, 1995.
- [18] T. Johnson, "Dual-energy CT: general principles," *Am. J. Roentgenol.*, vol. 199, no. 5 Suppl, pp. S3–8, Nov. 2012.
- [19] M. M. Sevak, F. N. Thakkar, R. K. Kher, and C. K. Modi, "CT Image Compression Using Compressive Sensing and Wavelet Transform," *Int. Conf. Commun. Syst. Netw. Technol.*, pp. 138–142, May 2012.

- [20] L. W. Goldman, "Principles of CT and CT technology.," *J. Nucl. Med. Technol.*, vol. 35, no. 3, pp. 115–28; quiz 129–30, Sep. 2007.
- [21] S. Mayo, P. Miller, and S. Wilkins, "Phase contrast X-ray projection microscopy for materials characterisation," *Mater. ...*, vol. 26, pp. 15–19, 2002.
- [22] I. Lima, J. T. Assis, C. R. Apoloni, S. M. F. Mendonca de Souza, M. E. L. Duarte, and R. T. Lopes, "Non-Destructive Imaging Materials Investigation by Microfocus 3D X-Ray Computed Tomography," *IEEE Trans. Nucl. Sci.*, vol. 56, no. 3, pp. 1448–1453, Jun. 2009.
- [23] A. Yoneyama, S. Yamada, and T. Takeda, *Fine biomedical imaging using X-ray phase-sensitive technique*. 2011.
- [24] J. Li, P. Zhu, and Y. Sun, "An approximate reconstruction method for helical cone-beam differential phase-contrast computed tomography images.," *Phys. Med. Biol.*, vol. 57, no. 8, pp. 2347–56, Apr. 2012.
- [25] F. Jian, "Phase Contrast Computed Tomography," *Comput. Tomogr. - Clin. Applications*, 2012.
- [26] M. Westmore, A. Fenster, and I. Cunningham, "Tomographic imaging of the angular-dependent coherent-scatter cross section," *Med. Phys.*, vol. 24, pp. 3–10, 1997.
- [27] I. A. Beath, S. R., and Cunningham, "Pseudo-monoenergetic x-ray diffraction measurements using balanced filters for coherent-scatter computed tomography.," *Med. Phys.*, vol. 36, no. 5, pp. 1839–47, 2009.
- [28] J. A. Aviles and S. Pistorius, "A novel hybrid reconstruction algorithm for first generation incoherent scatter CT (ISCT) of large objects with potential medical imaging applications," *J. X-ray Sci. ...*, vol. 19, no. 1, pp. 35–56, 2011.
- [29] Z. Ying, R. Naidu, and C. Crawford, "Dual energy computed tomography for explosive detection," *J. Xray. Sci. Technol.*, vol. 14, pp. 235–256, 2006.

- [30] R. Kaza, J. Platt, and R. Cohan, "Dual-energy CT with single-and dual-source scanners: current applications in evaluating the genitourinary tract," *Radiographics*, vol. 32, no. 2, pp. 353–69, 2012.
- [31] E. Shefer, A. Altman, R. Behling, R. Goshen, L. Gregorian, Y. Roterman, I. Uman, N. Wainer, Y. Yagil, and O. Zarchin, "State of the Art of CT Detectors and Sources: A Literature Review," *Curr. Radiol. Rep.*, vol. 1, no. 1, pp. 76–91, Feb. 2013.
- [32] J. T. Dobbins, "Tomosynthesis imaging: At a translational crossroads," *Med. Phys.*, vol. 36, no. 6, p. 1956, 2009.
- [33] J. Prince, J.L., Links, *Medical Imaging Signals and Systems*. Prentice-Hall, Springer, 2005.
- [34] G. Wang, H. Yu, and B. De Man, "An outlook on x-ray CT research and development," *Med. Phys.*, vol. 35, no. 3, p. 1051, 2008.
- [35] D. Bharkhada, H. Yu, and H. Liu, "Line-source based X-ray tomography," *J. Biomed. ...*, 2009.
- [36] E. Niemi, M. Lassas, and S. Siltanen, "Dynamic X-ray tomography with multiple sources," *Image Signal Process. ...*, pp. 3–6, 2013.
- [37] I. O. Uriondo, "Computed Tomography CAD system for monitoring and modeling the evolution of lung cancer nodule," ... (ISSPIT), 2011 IEEE ..., pp. 484–489, 2011.
- [38] A. J. Kapadia, A. C. Sharma, G. D. Tourassi, J. E. Bender, C. R. Howell, A. S. Crowell, M. R. Kiser, B. P. Harrawood, R. S. Pedroni, and C. E. Floyd, "Neutron Stimulated Emission Computed Tomography for Diagnosis of Breast Cancer," *IEEE Trans. Nucl. Sci.*, vol. 55, no. 1, pp. 501–509, 2008.
- [39] P. Darshini Velusamy and P. Karandharaj, "Medical image processing schemes for cancer detection: A survey," 2014 Int. Conf. Green Comput. Commun. Electr. Eng., pp. 1–6, Mar. 2014.

- [40] P. Su, J. Yang, K. Lu, and N. Yu, "A fast ct and ct-fluoroscopy registration algorithm with respiratory motion compensation for image-guided lung intervention," ... , *IEEE Trans.*, vol. 60, no. 7, pp. 2034–2041, 2013.
- [41] R. a. Ketcham and W. D. Carlson, "Acquisition, optimization and interpretation of X-ray computed tomographic imagery: applications to the geosciences," *Comput. Geosci.*, vol. 27, no. 4, pp. 381–400, May 2001.
- [42] I. Taina, R. Heck, W. Deen, and E. Ma, "Quantification of freeze–thaw related structure in cultivated topsoils using X-ray computer tomography," *Can. J. Soil Sci.*, vol. 93, no. 4, pp. 533–553, Sep. 2013.
- [43] P. Vontobel, "Comparison of X-ray and neutron tomography investigations of geological materials," *Nucl. Sci. IEEE ...*, vol. 52, no. 1, pp. 338–341, 2005.
- [44] L. Riepe, M. H. B. Suhaimi, P. Carigali, S. D. N. Bhd, M. Kumar, and M. A. Knackstedt, "Application of High Resolution Micro-CT Imaging and Pore Network Modeling ( PNM ) for the Petrophysical Characterization of Tight Gas Reservoirs - A Case History from a Deep Clastic Tight Gas Reservoir in Oman," *SPE Int.*, no. 1994, 2011.
- [45] M. Knackstedt, A. Golab, and L. Riepe, "Petrophysical characterization of unconventional reservoir core at multiple scales," *SPWLA 53rd Annu. Logging ...*, vol. 54, no. 3, pp. 216–223, 2012.
- [46] F. D. Gang, T., & Ji, "The Research & Application of the Detection Capability of Dangerous Goods in Dual-Energy X-Ray Security Equipment," *Int. Conf. Intell. Comput. Technol. Autom.*, pp. 352–355, 2009.
- [47] A. MALCOLM, L. Tong, and I. NG, "A Large Scale Multiple Source X-ray CT System for Aerospace Applications," *212.8.206.21*, pp. 13–15, 2013.
- [48] H. E. Bernardi, R.T., Martz, "Nuclear waste drum characterization with 2 MeV x-ray and gamma-ray tomography," *Proc. SPIE 2519, X-Ray Ultrav. Sensors Appl.*, vol. 140, 1995.

- [49] J. Chong and J. Essue, "Innovations in Cardiac Computed Tomography: Cone Beam CT / Volume CT and Dual Source CT," vol. C, no. 2, pp. 7–11, 2011.
- [50] UGCT, "Centre for X-ray Tomography of the Ghent University (UGCT)." [Online]. Available: <http://www.ugct.ugent.be/>. [Accessed: 04-Dec-2014].
- [51] E. Candès, J. Romberg, and T. Tao, "Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information," *Inf. Theory, IEEE ...*, vol. 52, no. 2, pp. 489–509, 2006.
- [52] M. Figueiredo, "Gradient projection for sparse reconstruction: Application to compressed sensing and other inverse problems," *Sel. Top. Signal ...*, vol. 1, no. 4, pp. 586–597, Dec. 2007.
- [53] J. M. Bioucas-Dias and M. a T. Figueiredo, "A new twlst: two-step iterative shrinkage/thresholding algorithms for image restoration.," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 16, no. 12, pp. 2992–3004, Dec. 2007.
- [54] E. Candes and T. Tao, "Near-optimal signal recovery from random projections: Universal encoding strategies?," *Inf. Theory, IEEE Trans.*, vol. 52, no. 12, pp. 5406–5425, 2006.
- [55] G. Arce, D. Brady, and L. Carin, "Compressive coded aperture spectral imaging: An introduction," *Signal Process. ...*, no. JANUARY, pp. 105–115, 2014.
- [56] K. P. MacCabe, A. D. Holmgren, M. P. Tornai, and D. J. Brady, "Snapshot 2D tomography via coded aperture x-ray scatter imaging.," *Appl. Opt.*, vol. 52, no. 19, pp. 4582–9, Jul. 2013.
- [57] D. F. Galvis-carreño, Y. H. Mejía-melgarejo, and H. Arguello-fuentes, "Efficient reconstruction of Raman spectroscopy imaging based on compressive sensing  
Reconstrucción eficiente de imágenes a partir de espectroscopia Raman basada en la técnica de sensado compresivo," *DYNA*, vol. 81, no. 188, pp. 116–124, 2014.

- [58] Matlab, "ASTRA Tomography Toolbox documentation. Disponible." [Online]. Available: <http://sourceforge.net/p/astra-toolbox/wiki/Introduction/>. [Accessed: 04-Dec-2014].

## BIBLIOGRAFÍA

- AVILES; JE, Alpuche; STEPHEN, Pistorius. A Novel Hybrid Reconstruction Algorithm for First Generation Incoherent Scatter CT (ISCT) of Large Objects with Potential Medical Imaging Applications. *Journal of X-ray science*. 2011. vol.19, no.1, p. 35–56.
- BEATH, S. R.; CUNNINGHAM, I. A. Pseudo-Monoenergetic X-Ray Diffraction Measurements Using Balanced Filters for Coherent-Scatter Computed Tomography. *Medical physics*. 2009. vol.36, no. 5, p.1839–47.
- BIOUCAS, José M, and FIGUEIREDO T. A New twlst: Two-Step Iterative Shrinkage/thresholding Algorithms for Image Restoration. *IEEE transactions on image processing : a publication of the IEEE Signal Processing Society*. 2007. vol. 16, no. 12, p. 2992–3004.
- CANDÈS, EJ; ROMBERG, Justin; TAO, Terence. Robust Uncertainty Principles: Exact Signal Reconstruction from Highly Incomplete Frequency Information. *Information Theory, IEEE*. 2006. vol. 52, no. 2, 489–509.
- CANDÈS, EJ; TAO. Near-Optimal Signal Recovery from Random Projections: Universal Encoding Strategies?. *Information Theory, IEEE Transactions*. 2006. vol. 52, no. 12, 5406–25.
- CANDÈS, EJ; WAKIN, MB. An Introduction to Compressive Sampling. *Signal Processing Magazine, IEEE*. 2008. vol. 25, no. 2, p. 21–30.
- DONOHOO, D.L. Compressed Sensing. *IEEE Transactions on Information Theory*. 2006. vol. 52, no. 4, 1289–1306.
- GANG, T.; Ji, F. D. The Research & Application of the Detection Capability of Dangerous Goods in Dual-Energy X-Ray Security Equipment. *International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation*. 2009. p. 352–55.

- GEHRKE, S.; K.-E., Wirth. Application of Conventional- and Dual-Energy X-Ray Tomography in Process Engineering. *IEEE Sensors Journal*. 2005. vol. 5, no. 2, p. 183–87.
- GOLDMAN, Lee W. Principles of CT and CT Technology. *Journal of nuclear medicine technology*. 2007. vol. 35, no. 3, p. 115–28;
- JOHNSON, TRC. Dual-Energy CT: General Principles. *American Journal of Roentgenology*. 2012. vol. 199, no. 5, p. S3–8.
- KAPADIA, Anuj J. et al. Neutron Stimulated Emission Computed Tomography for Diagnosis of Breast Cancer. *IEEE Transactions on Nuclear Science*. 2008. vol. 55, no. 1, p. 501–9.
- KAZA, RK; PLATT, JF; COHAN, RH. Dual-Energy CT with Single-and Dual-Source Scanners: Current Applications in Evaluating the Genitourinary Tract. *Radiographics*. 2012. vol. 32, no. 2. p. 353–69.
- KETCHAM, Richard; CARLSON, William . Acquisition, Optimization and Interpretation of X-Ray Computed Tomographic Imagery: Applications to the Geosciences. *Computers & Geosciences*. 2001. vol. 27, no. 4. p. 381–400.
- MACCABE, Kenneth P; HOLMGREN, Andrew D, Martin P Tornai, and David J Brady. Snapshot 2D Tomography via Coded Aperture X-Ray Scatter Imaging. *Applied optics*. 2013. vol. 52, no. 19. p. 4582–89.
- SEVAK, Mayur M.; THAKKAR, Falgun , KHER, Rahul; MODI Chintan K. CT Image Compression Using Compressive Sensing and Wavelet Transform. *International Conference on Communication Systems and Network Technologies*. 2012. p. 138–42.
- TAINA, IA; HECK, RJ; DEEN, William; MA EYT. Quantification of Freeze–thaw Related Structure in Cultivated Topsoils Using X-Ray Computer Tomography. *Canadian Journal of Soil Science*. 2013. vol. 93, no. 4. p. 533–53.

- VONTOBEL, Peter. Comparison of X-Ray and Neutron Tomography Investigations of Geological Materials. *Nuclear Science, IEEE ...* 2005. vol. 52, no.1. p. 338–41.
- WESTMORE, MS; FENSTER, A, CUNNINGHAM, IA. Tomographic Imaging of the Angular-Dependent Coherent-Scatter Cross Section. *Medical physics*. 1997. vol.24. p. 3–10.
- YING, Zhengrong; NAIDU, Ram; CRAWFORD, CR. Dual Energy Computed Tomography for Explosive Detection. *Journal of X-ray Science and Technology*. 2006. vol.14. p. 235–56.